



PENERAPAN MODEL DEEP LEARNING PADA PERGERAKAN INDEKS HARGA SAHAM GABUNGAN

TUGAS AKHIR

Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat
untuk Memperoleh Gelar Sarjana Sistem Informasi pada
Program Studi Sistem Informasi

Oleh:

BINTANG ADITYA NUGROHO

12250311279



UIN SUSKA RIAU

FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SULTAN SYARIF KASIM RIAU
PEKANBARU
2026

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Hak cipta milik U

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



LEMBAR PERSETUJUAN

PENERAPAN MODEL DEEP LEARNING PADA PERGERAKAN INDEKS HARGA SAHAM GABUNGAN

TUGAS AKHIR

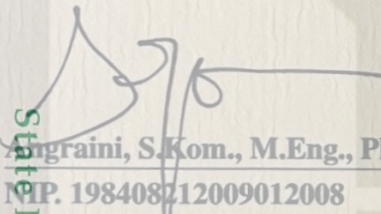
Oleh:

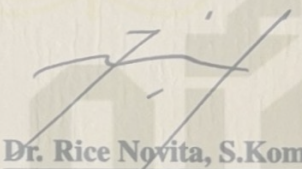
BINTANG ADITYA NUGROHO
12250311279

Telah diperiksa dan disetujui sebagai Laporan Tugas Akhir
di Pekanbaru, pada tanggal 14 Januari 2026

Ketua Program Studi

Pembimbing


State Ingraini, S.Kom., M.Eng., Ph.D.
NIP. 198408212009012008


Dr. Rice Novita, S.Kom., M.Kom.
NIP. 198511272023212032

© Hak cipta milik UIN Suska Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

UIN SUSKA RIAU



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

LEMBAR PENGESAHAN

**PENERAPAN MODEL DEEP LEARNING PADA
PERGERAKAN INDEKS HARGA SAHAM GABUNGAN**

TUGAS AKHIR

Oleh:

BINTANG ADITYA NUGROHO
12250311279

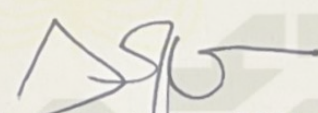
Telah dipertahankan di depan sidang dewan penguji
sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer
Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau
di Pekanbaru, pada tanggal 06 Januari 2026

Pekanbaru, 06 Januari 2026
Mengesahkan,

Ketua Program Studi

Dekan


Dr. Yuslenita Muda, S.Si., M.Sc.
NIP. 197701032007102001


Angraini, S.Kom., M.Eng., Ph.D.
NIP. 198408212009012008

DEWAN PENGUJI:

Ketua : Syaifullah, SE., M.Sc.

sekretaris : Dr. Rice Novita, S.Kom., M.Kom.

anggota 1 : Mustakim, ST., M.Kom.

anggota 2 : M. Afdal, ST., M.Kom.



Lampiran Surat :
 Nomor : Nomor 25/2021
 Tanggal : 10 September 2021

SURAT PERNYATAAN

© Hak Cipta Milik UIN Suska Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Saya yang bertandatangan di bawah ini:

Nama : Bintang Aditya Nugroho
 NIM : 12250311279
 Tempat/Tgl. Lahir : Pekanbaru / 29 April 2004
 Fakultas/Pascasarjana : Sains dan Teknologi
 Prodi : Sistem Informasi

Judul Disertasi/Thesis/Skripsi/Karya Ilmiah lainnya*:

APLIKASI MODEL DEEP LEARNING PADA PERGERAKAN
 INDEKS HARGA SAHAM GABUNGAN

Menyatakan dengan sebenar-benarnya bahwa :

1. Penulisan Disertasi/Thesis/Skripsi/Karya Ilmiah lainnya* dengan judul sebagaimana tersebut di atas adalah hasil pemikiran dan penelitian saya sendiri.
2. Semua kutipan pada karya tulis saya ini sudah disebutkan sumbernya.
3. Oleh karena itu Disertasi/Thesis/Skripsi/Karya Ilmiah lainnya* saya ini, saya nyatakan bebas dari plagiat.
4. Apa bila dikemudian hari terbukti terdapat plagiat dalam penulisan Disertasi/Thesis/Skripsi/(Karya Ilmiah lainnya)* saya tersebut, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai peraturan perundang-undangan.

Demikianlah Surat Pernyataan ini saya buat dengan penuh kesadaran dan tanpa paksaan dari pihak manapun juga.

Pekanbaru, 21 Januari 2026
 Yang membuat pernyataan



NIM : 12250311279

*pilih salah satu sesuai jenis karya tulis



LEMBAR HAK ATAS KEKAYAAN INTELEKTUAL

Tugas Akhir yang tidak diterbitkan ini terdaftar dan tersedia di Perpustakaan Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau adalah terbuka untuk umum, dengan ketentuan bahwa hak cipta ada pada penulis. Referensi kepustakaan diperkenankan dicatat, tetapi pengutipan atau ringkasan hanya dapat dilakukan atas izin penulis dan harus dilakukan mengikuti kaedah dan kebiasaan ilmiah serta menyebutkan sumbernya.

Penggandaan atau penerbitan sebagian atau seluruh Tugas Akhir ini harus memperoleh izin tertulis dari Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau. Perpustakaan dapat meminjamkan Tugas Akhir ini untuk anggotanya dengan mengisi nama, tanda peminjaman dan tanggal pinjam pada *form* peminjaman.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



LEMBAR PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa dalam Tugas Akhir ini tidak terdapat karya yang pernah diajukan untuk memperoleh gelar kesarjanaan di suatu Persuruan Tinggi, dan sepanjang pengetahuan saya juga tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain kecuali yang secara tertulis diacu dalam naskah ini dan disebutkan di dalam daftar pustaka.

Pekanbaru, 06 Januari 2026
Yang Membuat Pernyataan,

BINTANG ADITYA NUGROHO
NIM. 12250311279

© Hak Cipta Milik UIN Suska Riau

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



LEMBAR PERSEMBAHAN

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh,

Dengan memanjatkan puji dan syukur ke hadirat Allah Subhanahu Wa Ta'ala, peneliti mengucapkan rasa terima kasih yang sebesar-besarnya atas limpahan rahmat, karunia, serta kemudahan yang telah diberikan sehingga proses penyusunan penelitian ini dapat diselesaikan dengan baik. Shalawat serta salam senantiasa tercurah kepada junjungan kita Nabi Muhammad Shalallahu 'Alaihi Wa Sallam, beserta keluarga dan para sahabat, dengan senantiasa melafalkan *Allahumma shalli 'ala Muhammad wa 'ala ali Muhammad*.

Tugas Akhir ini penulis persembahkan sebagai wujud rasa hormat, cinta, dan bakti kepada kedua orang tua tercinta, Ayahanda Abi Karyanto, S.E., dan Ibunda Maria Ningsih, yang senantiasa dengan penuh ketulusan, kesabaran, dan pengorbanan mendampingi, mendoakan, serta memberikan motivasi kepada peneliti hingga mampu menyelesaikan pendidikan di jenjang perguruan tinggi. Ucapan terima kasih juga peneliti sampaikan kepada abang dan kakak tercinta, Bima Wahyu Pratama, S.Kom., dan Amelia Yuri Utami, S.E., atas doa, dukungan, dan semangat yang terus mengiringi setiap langkah peneliti. Semoga Allah membalas seluruh kebaikan tersebut dengan pahala dan keberkahan yang berlipat ganda.

Penulis juga menyampaikan rasa hormat dan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada seluruh Dosen Program Studi Sistem Informasi atas ilmu pengetahuan, bimbingan, serta pengalaman berharga yang telah diberikan selama masa perkuliahan. Tak lupa, peneliti mengucapkan terima kasih kepada sahabat-sahabat terdekat yang telah menjadi bagian penting dalam perjalanan akademik ini. Kebersamaan, dukungan, dan semangat yang diberikan menjadikan masa studi lebih bermakna dan penuh kenangan. Semoga segala kebaikan yang telah diberikan mendapat balasan terbaik dari Allah Subhanahu Wa Ta'ala berupa limpahan rahmat dan keberkahan.

Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.

- Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang**
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
 2. Dilarang mengumpukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



KATA PENGANTAR

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.

Puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT atas segala rahmat dan karunia-Nya, sehingga penulis dapat menyusun dan menyelesaikan Tugas Akhir ini dengan baik. Shalawat serta salam senantiasa tercurah kepada junjungan kita Nabi Muhammad SAW, beserta keluarga, sahabat, dan seluruh pengikutnya hingga akhir zaman.

Tugas Akhir ini disusun sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana pada Program Studi Sistem Informasi Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau dengan judul “Penerapan Model Deep Learning pada Pergerakan Indeks Harga Saham Gabungan”.

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan Tugas Akhir ini masih terdapat keterbatasan dan kekurangan, baik dari segi penulisan maupun substansi penelitian. Oleh karena itu, penulis dengan terbuka menerima kritik dan saran yang bersifat membangun demi penyempurnaan Tugas Akhir ini di masa yang akan datang.

Pada kesempatan ini, penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada seluruh pihak yang telah memberikan bantuan, dukungan, serta bimbingan selama proses penyusunan Tugas Akhir ini. Ucapan terima kasih penulis sampaikan kepada:

Ibu Prof. Dr. Leny Nofianti, M.S., S.E., M.Si., selaku Rektor Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau.

Ibu Dr. Yuslenita Muda, S.Si., M.Sc., selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau.

Ibu Angraini, S.Kom., M.Eng., Ph.D., selaku Ketua Program Studi Sistem Informasi sekaligus Dosen Pembimbing Akademik (PA) yang telah memberikan nasihat, arahan, serta bimbingan kepada penulis selama masa perkuliahan.



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

4. Ibu Dr. Rice Novita, S.Kom., M.Kom., selaku Dosen Pembimbing Tugas Akhir yang telah meluangkan waktu, memberikan arahan, bimbingan, serta masukan yang sangat berharga sehingga Tugas Akhir ini dapat diselesaikan dengan baik.

Bapak Syaifullah, S.E., M.Sc., selaku Ketua Sidang, yang telah berkenan meluangkan waktu, tenaga, serta memberikan arahan dan penilaian selama proses pelaksanaan sidang Tugas Akhir ini.

Bapak Mustakim, S.T., M.Kom., selaku Dosen Penguji I sekaligus pembimbing Puzzle Research Data Technology (PREDATECH), yang telah memberikan saran, masukan, serta bimbingan yang membangun dalam penyempurnaan Tugas Akhir ini.

Bapak M. Afdal, S.T., M.Kom., selaku Dosen Penguji II sekaligus Koordinator Tugas Akhir Program Studi Sistem Informasi yang telah memberikan arahan dan evaluasi terhadap Tugas Akhir ini.

8. Seluruh Dosen Program Studi Sistem Informasi Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau yang telah memberikan ilmu pengetahuan dan pengalaman selama masa perkuliahan.

9. Teristimewa kepada Ayahanda dan Ibunda penulis, Mas Bima, Mbak Riri, dan Aura Azzahra yang senantiasa mendoakan, memberikan dukungan, semangat, serta motivasi sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir ini.

10. Saudara-saudara serta seluruh pihak yang tidak dapat disebutkan satu per satu, yang telah memberikan bantuan dan dukungan baik secara langsung maupun tidak langsung.

11. Teman-teman dari Puzzle Research Data Technology (PREDATECH) yang telah menjadi wadah bagi penulis untuk belajar bersama, berkembang bersama, berdiskusi, serta memperluas wawasan, khususnya dalam bidang riset data, teknologi, dan pengembangan keilmuan selama masa perkuliahan.

12. Sahabat-sahabat penulis, yaitu Oji, Hardian, Dinar, Ipang, Rafiki, Jepi, Dirga, Audi, Kia, Afif, serta seluruh teman-teman seperjuangan yang



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

senantiasa memberikan doa, dukungan, dan kebersamaan selama proses perkuliahan hingga penyusunan Tugas Akhir ini.

Akhir kata, penulis berharap Tugas Akhir ini dapat memberikan manfaat dan kontribusi bagi pengembangan ilmu pengetahuan, khususnya dalam bidang sistem informasi dan analisis data pasar modal. Semoga Allah SWT senantiasa memberikan keberkahan atas segala usaha yang telah dilakukan.

Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.

Pekanbaru, 06 Januari 2026
Yang Membuat Pernyataan,

BINTANG ADITYA NUGROHO

NIM. 12250311279

UIN SUSKA RIAU



PENERAPAN MODEL DEEP LEARNING PADA PERGERAKAN INDEKS HARGA SAHAM GABUNGAN

BINTANG ADITYA NUGROHO
NIM: 12250311279

Tanggal Sidang: 06 Januari 2026
Periode Wisuda:

Program Studi Sistem Informasi
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau
Jl. Soebrantas, No. 155, Pekanbaru

ABSTRAK

Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) merupakan indikator utama pasar modal Indonesia yang pergerakannya dipengaruhi oleh berbagai faktor fundamental, sentimen pasar, dan kondisi makroekonomi global, sehingga menyulitkan proses prediksi secara akurat. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan dan membandingkan kinerja tiga model deep learning, yaitu Long Short-Term Memory (LSTM), Gated Recurrent Unit (GRU), dan Neural Basis Expansion Analysis for Time Series (N-BEATS), dalam menganalisis pergerakan IHSG berdasarkan data historis harga sebagai pendekatan analisis teknikal. Pengujian dilakukan melalui tiga skenario data, yaitu periode lengkap 1991–2025, periode tanpa pandemi COVID-19, serta periode khusus pandemi COVID-19. Evaluasi kinerja model menggunakan metrik Root Mean Squared Error (RMSE) dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE), disertai analisis visual terhadap hasil prediksi dan proses pelatihan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa GRU memiliki performa paling konsisten dan adaptif pada berbagai kondisi pasar, N-BEATS unggul dalam menangkap tren jangka panjang pada data historis yang panjang, sementara LSTM menunjukkan stabilitas yang baik namun kurang responsif terhadap perubahan harga yang cepat. Penelitian ini menegaskan bahwa model deep learning lebih tepat digunakan sebagai alat analisis teknikal berbasis data historis, bukan sebagai alat prediksi pasti pergerakan IHSG.

Kata Kunci: Analisis Teknikal, Deep Learning, Gated Recurrent Unit (GRU), Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG), N-BEATS

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Hak cipta milik UIN Suska Riau

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Saleh Islamic University of Sultan Syarif Kasim

UIN SUSKA RIAU



IMPLEMENTATION OF THE DEEP LEARNING MODEL ON THE MOVEMENT OF THE COMPOSITE STOCK PRICE INDEX

BINTANG ADITYA NUGROHO

NIM: 12250311279

Date of Final Exam: January 06th 2026
Graduation Period:

Department of Information System
Faculty of Science and Technology
State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau
Soebrantas Street, No. 155, Pekanbaru

ABSTRACT

The Composite Stock Price Index (IHSG) is the primary indicator of the Indonesian capital market, whose movements are dynamic and influenced by fundamental factors, market sentiment, and global macroeconomic conditions, making accurate prediction challenging. This study aims to apply and compare the performance of three deep learning models—Long Short-Term Memory (LSTM), Gated Recurrent Unit (GRU), and Neural Basis Expansion Analysis for Time Series (N-BEATS)—in analyzing IHSG movements based on historical price data as a technical analysis approach. The models were evaluated under three data scenarios: the full period from 1991 to 2025, a period excluding the COVID-19 pandemic, and a period focusing on the COVID-19 pandemic. Model performance was assessed using Root Mean Squared Error (RMSE) and Mean Absolute Percentage Error (MAPE), complemented by visual analysis of prediction results and training processes. The results indicate that GRU demonstrates the most consistent and adaptive performance across different market conditions, N-BEATS excels in capturing long-term trends from long historical data, while LSTM shows good stability but is less responsive to rapid price changes. This study confirms that deep learning models are more suitable as data-driven technical analysis tools rather than as definitive predictors of stock market movements.

Keywords: Composite Stock Price Index (IHSG), Deep Learning, Gated Recurrent Unit (GRU), N-BEATS, Technical Analysis

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Hak cipta milik UIN Suska Riau

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim

UIN SUSKA RIAU



DAFTAR ISI

Hak Cipta Ditindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

LEMBAR PERSETUJUAN	ii
LEMBAR PENGESAHAN	iii
LEMBAR HAK ATAS KEKAYAAN INTELEKTUAL	iv
LEMBAR PERNYATAAN	v
LEMBAR PERSEMBAHAN	vi
KATA PENGANTAR	vii
ABSTRAK	x
ABSTRACT	xi
DAFTAR ISI	xii
DAFTAR TABEL	xvi
DAFTAR GAMBAR	xvii
1. PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	4
1.3. Batasan Masalah	4
1.4. Tujuan Penelitian	5
1.5. Manfaat Penelitian	5
1.6. Sistematika Penulisan	5
2. LANDASAN TEORI	7
2.1. Investasi	7
2.2. Investor	7
2.3. Saham	7
2.4. Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG)	8
2.5. Deep Learning	8
2.6. Time Series	9



- Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang**
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
 2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

2.7. Forecasting	9
2.8. Google Colaboratory	10
2.9. Python	10
2.10. Recurrent Neural Network (RNN)	11
2.11. Feedforward Neural Network (FNN)	12
2.12. Long Short-Term Memory (LSTM)	13
2.12.1. Arsitektur LSTM	14
2.13. Gated Recurrent Unit (GRU)	14
2.13.1. Arsitektur GRU	16
2.14. Neural Basis Expansion Analysis for Time Series (N-BEATS)	16
2.14.1. Arsitektur N-BEATS	17
2.15. Min-Max Normalization	18
2.16. Metrik Evaluasi	19
2.16.1. Root Mean Square Error (RMSE)	19
2.16.2. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)	19
2.17. Optimizer	20
2.17.1. Adam	20
2.18. Hyperparameter	21
2.18.1. Jenis-Jenis Hyperparameter	21
2.19. Penelitian Terdahulu	23
3. METODOLOGI PENELITIAN	26
3.1. Alur Metode Penelitian	26
3.2. Tahap Perencanaan	26
3.2.1. Identifikasi Masalah	27
3.2.2. Menentukan Tujuan Penelitian	27
3.2.3. Menentukan Batasan Masalah	28
3.2.4. Studi Pustaka	28
3.3. Tahap Persiapan Data	29
3.3.1. Pengumpulan Data	29
3.3.2. Preprocessing Data	29
3.3.3. Normalisasi Data	30
3.3.4. Pembagian Data	30
3.4. Tahap Melatih Model	30



- Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang**
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
 2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

© Hak cipta milik UIN Suska Riau

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim

3.4.1.	Model Algoritma Gated Recurrent Unit (GRU)	30
3.4.2.	Model Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM)	31
3.4.3.	Model Algoritma Neural Basis Expansion Analysis for Time Series (N-BEATS)	31
3.4.4.	Optimasi Model dengan Adam	31
3.5.	Tahap Hasil dan Analisis	32
3.5.1.	Evaluasi Model	32
3.5.2.	Analisis Hasil Prediksi Pergerakan IHSG	32
3.6.	Dokumentasi	33
4.	HASIL PEMBAHASAN	34
4.1.	Gambaran Umum Data Penelitian	34
4.1.1.	Sumber Data	34
4.1.2.	Periode Data dan Pembagian Skenario	35
4.1.3.	Karakteristik Data Time Series IHSG	36
4.1.4.	Relevansi Data terhadap Pemodelan	37
4.2.	Tahap Persiapan Data	37
4.2.1.	Pengumpulan Data	38
4.2.2.	Preprocessing Data	40
4.2.3.	Visualisasi Data	42
4.2.4.	Normalisasi Data	44
4.2.5.	Pembagian Data	46
4.3.	Penerapan Model LSTM	48
4.3.1.	Skenario A (Data Tahun 1991–2025)	48
4.3.2.	Skenario B (Data Tanpa Tahun 2019–2020)	52
4.3.3.	Skenario C (Data Tahun 2019–2020 Saja)	57
4.4.	Penerapan Model GRU	62
4.4.1.	Skenario A (Data Tahun 1991–2025)	62
4.4.2.	Skenario B (Data Tanpa Tahun 2019–2020)	67
4.4.3.	Skenario C (Data Tahun 2019–2020 Saja)	71
4.5.	Penerapan Model N-BEATS	76
4.5.1.	Skenario A (Data Tahun 1991–2025)	77
4.5.2.	Skenario B (Data Tanpa Tahun 2019–2020)	81
4.5.3.	Skenario C (Data Tahun 2019–2020 Saja)	85



- Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang**
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
 2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

4.6.	Diskusi dan Temuan	90
4.6.1.	Perbandingan Model pada Skenario A (Data Lengkap 1991–2025)	90
4.6.2.	Perbandingan Model pada Skenario B (Tanpa Tahun 2019–2020)	91
4.6.3.	Perbandingan Model pada Skenario C (Data 2019–2020 Saja)	92
4.6.4.	Temuan Utama Penelitian	93
4.6.5.	Analisis Tren Pergerakan IHSG	98
4.6.6.	<i>Comparative Analysis</i> (Analisis Perbandingan)	99
5.	PENUTUP	101
5.1.	Kesimpulan	101
5.2.	Saran	102
	DAFTAR PUSTAKA	104
	LAMPIRAN A Tampilan Data IHSG 1991-2025	A - 2
	LAMPIRAN B Source Code	B - 2



DAFTAR TABEL

2.1	Interpretasi Nilai MAPE	20
4.1	Perbandingan Skenario	35
4.2	Data Sampel Skenario A	38
4.3	Data Sampel Skenario B	39
4.4	Data Sampel Skenario C	40
4.5	Data Preprocessing Skenario A	41
4.6	Data Preprocessing Skenario B	42
4.7	Data Preprocessing Skenario C	42
4.8	Normalisasi Data Skenario A	45
4.9	Normalisasi Data Skenario B	45
4.10	Normalisasi Data Skenario B	46
4.11	RMSE MAPE LSTM A	52
4.12	RMSE MAPE LSTM B	57
4.13	RMSE MAPE LSTM C	61
4.14	RMSE MAPE GRU A	67
4.15	RMSE MAPE GRU B	71
4.16	RMSE MAPE GRU C	76
4.17	RMSE MAPE NBEATS A	80
4.18	RMSE MAPE NBEATS B	85
4.19	RMSE MAPE NBEATS C	89
4.20	RMSE MAPE Skenario A	91
4.21	RMSE MAPE Skenario B	92
4.22	RMSE MAPE Skenario C	92
4.23	Perbandingan ketiga Algoritma	96



DAFTAR GAMBAR

3.1	Metodologi Penelitian	26
4.1	Data IHSG pada Platform Yahoo Finance	35
4.2	Code Pengumpulan Data	38
4.3	Visualisasi Data Skenario A	43
4.4	Visualisasi Data Skenario B	44
4.5	Visualisasi Data Skenario B	44
4.6	Pembagian Data Skenario A	47
4.7	Pembagian Data Skenario B	47
4.8	Pembagian Data Skenario C	48
4.9	Pengujian Data Uji LSTM A	49
4.10	Pengujian Data Uji LSTM A	49
4.11	Prediksi 1 tahun LSTM A	50
4.12	Evaluasi model loss LSTM A	51
4.13	Pengujian Data Uji LSTM B	53
4.14	Pengujian Data Uji 2 LSTM B	53
4.15	Prediksi 1 Tahun LSTM B	55
4.16	Evaluasi Model Loss LSTM B	56
4.17	Pengujian Data Uji LSTM C	58
4.18	Pengujian Data Uji 2 LSTM C	58
4.19	Prediksi 1 Tahun LSTM C	59
4.20	Prediksi vs Aktual LSTM C	60
4.21	Evaluasi Model Loss LSTM C	61
4.22	Pengujian Data Uji GRU A	63
4.23	Pengujian Data Uji 2 GRU A	63
4.24	Prediksi 1 Tahun GRU A	64
4.25	Evaluasi Model Loss GRU A	66
4.26	Pengujian Data Uji GRU B	68
4.27	Pengujian Data Uji 2 GRU B	68
4.28	Prediksi 1 Tahun GRU B	69
4.29	Evaluasi Model Loss GRU B	70
4.30	Pengujian Data Uji GRU C	72



1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

4.31	Pengujian Data Uji 2 GRU C	72
4.32	Prediksi 1 Tahun GRU C	73
4.33	Prediksi vs Aktual GRU C	74
4.34	Evaluasi Model Loss GRU C	75
4.35	Pengujian Data Uji NBEATS A	77
4.36	Pengujian Data Uji 2 NBEATS A	78
4.37	Prediksi 1 Tahun NBEATS A	79
4.38	Evaluasi Model Loss NBEATS A	80
4.39	Pengujian Data Uji NBEATS B	82
4.40	Pengujian Data Uji 2 NBEATS B	82
4.41	Prediksi 1 Tahun NBEATS B	83
4.42	Evaluasi Model Loss NBEATS B	84
4.43	Pengujian Data Uji NBEATS C	86
4.44	Pengujian Data Uji 2 NBEATS C	86
4.45	Prediksi 1 Tahun NBEATS C	87
4.46	Prediksi vs Aktual NBEATS C	88
4.47	Evaluasi Model Loss NBEATS C	89
A.1	Data IHSG 1991-2025 Yahoo Finance	A - 2
A.2	Data Sampel Skenario A	A - 2
A.3	Data Sampel Skenario B	A - 3
A.4	Data Sampel Skenario C	A - 3
B.1	Code LSTM	B - 2
B.2	Code GRU	B - 3
B.3	Code N-Beats	B - 3



BAB 1 PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pasar modal Indonesia memiliki peranan strategis dalam mendukung pembangunan ekonomi nasional. Melalui pasar modal, berbagai perusahaan dapat memperoleh sumber pembiayaan jangka panjang yang berkelanjutan tanpa harus menanggung beban utang, sementara investor memiliki kesempatan untuk memperoleh keuntungan dari kenaikan nilai saham maupun pembagian dividen. Salah satu indikator utama dalam menilai kinerja pasar modal Indonesia adalah Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG), yang merepresentasikan keseluruhan pergerakan harga saham yang tercatat di Bursa Efek Indonesia (BEI). Perubahan nilai IHSG mencerminkan kondisi ekonomi makro dan persepsi investor terhadap prospek perekonomian nasional (Handika dkk., 2021).

Sepanjang tahun 2024, pergerakan IHSG menunjukkan tingkat volatilitas yang cukup tinggi. IHSG sempat mencatatkan rekor tertinggi sepanjang masa pada level 7.905 pada bulan September 2024, namun kemudian mengalami koreksi dan ditutup melemah 2,65% di posisi 7.079,90 pada akhir tahun (Saumi, 2024). Fluktuasi tajam ini menggambarkan ketidakpastian pasar modal yang dipengaruhi oleh berbagai faktor eksternal dan internal. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa pergerakan IHSG sangat dipengaruhi oleh dinamika ekonomi yang kompleks, sehingga pemodelan harga saham tidak dapat dilakukan secara presisi dan tidak bergantung pada satu jenis data saja.

Sebagai indikator agregat pasar saham, IHSG dipengaruhi oleh berbagai faktor ekonomi makro. Faktor eksternal meliputi kondisi perekonomian global, kebijakan moneter negara maju, harga komoditas dunia, dan stabilitas geopolitik internasional. Sementara itu, faktor internal yang berpengaruh antara lain kebijakan fiskal dan moneter nasional, stabilitas politik, serta ekspektasi pelaku pasar terhadap kondisi ekonomi domestik. Ketika faktor-faktor ini berubah secara signifikan, pasar modal akan merespons melalui fluktuasi harga yang tercermin dalam pergerakan IHSG. Oleh karena itu, analisis terhadap perilaku IHSG menjadi penting untuk memahami respon pasar terhadap dinamika ekonomi, baik secara lokal maupun global (Angraini dkk., 2022).

Selain itu, dalam praktik pasar, banyak investor dan trader jangka pendek

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumpukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



menggunakan pendekatan analisis teknikal untuk memperkirakan arah pergerakan harga. Biasanya investor mengamati pola historis, grafik candlestick, tren, serta indikator teknikal sebagai dasar pengambilan keputusan. Biasanya para calon investor juga berspekulasi terhadap naik turunnya harga saham hanya dari grafik data harian sebelumnya, karena dianggap dapat mencerminkan psikologi pasar dan perilaku kolektif pelaku pasar. Pendekatan ini memang tidak mempertimbangkan faktor fundamental, namun pola harga masa lalu sering dianggap mampu memberikan gambaran mengenai kecenderungan pergerakan pasar. Oleh sebab itu, data harga penutupan harian (closing price) menjadi salah satu jenis data yang paling umum digunakan dalam pemodelan pergerakan IHSG, meskipun tetap tidak dapat mewakili faktor fundamental yang sesungguhnya menggerakkan pasar (Samadan dan Kiky, 2025).

Pada tahun 2024, tekanan terhadap IHSG juga diperkuat oleh berbagai kebijakan ekonomi yang memengaruhi sentimen pasar. Faktor global seperti kenaikan suku bunga The Federal Reserve (The Fed) dan penguatan nilai tukar dolar AS memberikan tekanan signifikan terhadap aliran modal asing ke Indonesia (Djajadi dan Susilawati, 2025). Di sisi domestik, kebijakan kenaikan Pajak Pertambahan Nilai (PPN) menjadi 12% yang mulai berlaku pada Januari 2025 turut menurunkan ekspektasi pelaku pasar terhadap konsumsi dan pertumbuhan ekonomi nasional (Tonce, 2024). Kombinasi antara tekanan global dan domestik tersebut menciptakan dinamika pasar yang kompleks dan sulit dimodelkan menggunakan metode konvensional.

Meskipun volatilitas pasar cukup tinggi, muncul pula optimisme jangka panjang terhadap prospek pasar modal Indonesia. Hal ini diperkuat oleh pernyataan Menteri Keuangan Purbaya Yudhi Sadewa yang memproyeksikan bahwa IHSG berpotensi mencapai level 36.000 pada tahun 2035, mencerminkan keyakinan terhadap fundamental ekonomi Indonesia yang kuat dan meningkatnya kepercayaan investor, baik domestik maupun asing (CNBC Indonesia, 2025). Proyeksi ambisius ini menunjukkan pentingnya pengembangan riset berbasis teknologi untuk memahami pola pasar dan mendukung analisis dalam jangka panjang, bukan semata-mata untuk memprediksi harga saham secara presisi.

Berbagai pendekatan telah digunakan untuk menganalisis pergerakan harga saham, namun metode konvensional seringkali kurang mampu menangani pola nonlinier, volatilitas tinggi, dan karakteristik kompleks data finansial. Seiring perkembangan teknologi, metode deep learning menjadi pendekatan yang

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



semakin banyak digunakan karena mampu mempelajari pola tersembunyi dalam data deret waktu secara otomatis. Model Long Short-Term Memory (LSTM) dan Gated Recurrent Unit (GRU) terbukti efektif dalam mengenali pola ketergantungan jangka panjang (*long-term dependencies*) dan mengatasi masalah *vanishing gradient* pada model RNN klasik (Alkahfi dkk., 2024).

Selain dua model tersebut, terdapat model Neural Basis Expansion Analysis for Time Series (N-BEATS), sebuah arsitektur deep learning yang dikembangkan khusus untuk peramalan deret waktu. Berbeda dari LSTM dan GRU yang berbasis arsitektur rekuren, N-BEATS menggunakan jaringan feed-forward dengan residual blocks untuk mempelajari pola tren, musiman, dan residu secara langsung tanpa rekayasa fitur tambahan. Model ini dikenal fleksibel dan memiliki performa kompetitif pada berbagai jenis data time series. Sejumlah penelitian menunjukkan bahwa metode deep learning dapat mempelajari pola pasar secara lebih baik dibandingkan pendekatan tradisional, meskipun tetap tidak dapat memperkirakan harga saham secara akurat tanpa memperhatikan faktor fundamental (Muhamad Harun Zein, 2024).

Namun demikian, penelitian yang membandingkan LSTM, GRU, dan N-BEATS secara bersamaan dalam konteks pasar modal Indonesia masih terbatas. Sebagian besar studi hanya berfokus pada satu atau dua model sehingga belum memberikan gambaran komprehensif mengenai performa relatif ketiganya terhadap karakteristik data IHSG. Kesenjangan penelitian ini membuka peluang untuk melakukan kajian perbandingan yang lebih menyeluruh, bukan untuk menghasilkan prediksi harga saham yang akurat, tetapi untuk memahami bagaimana masing-masing model deep learning bekerja ketika diterapkan pada data finansial yang volatil.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini dilakukan untuk menganalisis dan membandingkan kinerja tiga model deep learning LSTM, GRU, dan N-BEATS dalam mengolah data historis IHSG. Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik Loss, Root Mean Squared Error (RMSE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan kontribusi ilmiah bagi pengembangan studi ekonomi dan sains data, serta menjadi rujukan dalam memahami kemampuan model deep learning dalam membaca pola pasar. Dengan demikian, penelitian ini tidak dimaksudkan sebagai alat prediksi harga saham yang presisi, melainkan sebagai kajian penerapan model deep learning pada data pasar modal yang dinamis.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
- Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, maka rumusan masalah dalam penelitian ini dapat dirumuskan sebagai berikut: Bagaimana kinerja model deep learning Long Short-Term Memory (LSTM), Gated Recurrent Unit (GRU), dan Neural Basis Expansion Analysis for Time Series (N-BEATS) dalam mempelajari pola pergerakan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG), serta model mana yang menunjukkan performa terbaik berdasarkan evaluasi menggunakan metrik Root Mean Squared Error (RMSE) dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE)?

1.3. Batasan Masalah

Penelitian ini hanya menggunakan data historis harian Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) sebagai dasar pemodelan, tanpa mempertimbangkan data fundamental perusahaan, indikator makroekonomi, maupun sentimen pasar. Dengan demikian, model hanya mempelajari pola dari data teknikal.

2. Periode data yang digunakan mencakup tahun 1991 hingga 2025, dengan pembagian tiga skenario: Skenario A: Data penuh tahun 1991–2025., Skenario B: Data 1991–2025 dikurangi tahun 2019–2020 (periode pandemi COVID-19)., Skenario C: Data khusus tahun 2019–2020 (periode pandemi COVID-19).
3. Pengujian dilakukan untuk periode maksimal 1 tahun ke depan dari data historis terakhir yang tersedia.
4. Model deep learning yang digunakan dalam penelitian ini terbatas pada *Long Short-Term Memory (LSTM)*, *Gated Recurrent Unit (GRU)*, dan *Neural Basis Expansion Analysis for Time Series (N-BEATS)*.

Sumber data yang digunakan berasal dari Yahoo Finance dengan fokus pada harga penutupan harian (*closing price*) IHSG.

Evaluasi kinerja model dibatasi pada dua metrik utama, yaitu Root Mean Squared Error (RMSE) dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE), yang digunakan untuk mengukur performa masing-masing model.

Proses implementasi model dilakukan menggunakan Google Colaboratory sebagai platform pemrograman berbasis cloud, dengan menggunakan bahasa pemrograman Python.

Penelitian ini tidak merancang sistem rekomendasi investasi, algoritma trading, atau strategi pengambilan keputusan. Fokus penelitian

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

© Himpunan Ilmiah Suska Riau State Islamic University of Sultan Syarif Kasim

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

sepenuhnya pada penerapan dan evaluasi performa model dalam mempelajari pola pergerakan IHSG.

Hasil penelitian tidak ditujukan untuk digunakan secara langsung dalam perdagangan saham, melainkan sebagai kontribusi akademik untuk mengembangkan pemahaman mengenai penerapan model deep learning pada data pasar modal Indonesia.

1.4. Tujuan Penelitian

Menganalisis dan membandingkan kinerja model deep learning Long Short-Term Memory (LSTM), Gated Recurrent Unit (GRU), dan Neural Basis Expansion Analysis for Time Series (N-BEATS) dalam mempelajari pola pergerakan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) berdasarkan data historis harian.

Mengidentifikasi dan menganalisis tren pergerakan IHSG pada skala harian, bulanan, dan tahunan sebagai dasar pemahaman dinamika pasar modal Indonesia.

3. Mengidentifikasi model deep learning yang menunjukkan performa terbaik dalam mengolah data IHSG berdasarkan evaluasi menggunakan metrik Root Mean Squared Error (RMSE) dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE).

1.5. Manfaat Penelitian

1. Memberikan dasar perbandingan performa antara model deep learning LSTM, GRU, dan N-BEATS, sehingga dapat menjadi referensi bagi peneliti selanjutnya dalam mengembangkan, memodifikasi, atau menggabungkan model-model pemodelan deret waktu (*time series forecasting*) pada data pasar modal.

Menambah kontribusi ilmiah dalam bidang ekonomi dan data science, khususnya pada penerapan model deep learning dalam menganalisis pola pergerakan pasar modal di negara berkembang seperti Indonesia.

Memberikan wawasan kepada masyarakat umum, akademisi, dan praktisi mengenai potensi penggunaan kecerdasan buatan dalam mempelajari pola historis pasar modal, sehingga pemangku kepentingan dapat memahami probabilitas, risiko, dan keterbatasan dari model prediktif berbasis data teknikal.

1.6. Sistematika Penulisan



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Sistematika penulisan pada penelitian Tugas Akhir dibawah ini menjelaskan alur dan tahap yang dilalui selama proses penelitian. Adapun dengan sistematika penulisan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Pada bab ini dipaparkan latar belakang penelitian, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian ini dilakukan, manfaat serta sistematika penulisan laporan Tugas Akhir.

BAB II LANDASAN TEORI

Bab ini memaparkan teori-teori yang bersumber dari jurnal ilmiah, prosiding, buku, serta studi kepustakaan yang digunakan sebagai tinjauan dalam pembuatan laporan Tugas Akhir.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Pada bab ini akan dibahas metodologi penelitian yang diimplementasikan dalam penyusunan Tugas Akhir ini, baik metodologi dalam analisa masalah, pengolahan data, perhitungan algoritma, maupun analisis hasil penelitian.

BAB IV ANALISA DAN HASIL

Bab ini menjelaskan analisis pergerakan saham dengan menggunakan algoritma LSTM, GRU, dan N-BEATS serta pengujian nilai RMSE dan MAPE dari ketiga algoritma.

BAB V PENUTUP

Bab ini berisikan kesimpulan dari Tugas Akhir yang dibuat dan saran pengembangan untuk penelitian selanjutnya.



BAB 2

LANDASAN TEORI

2.1. Investasi

Investasi merupakan aktivitas penanaman dana atau aset dengan tujuan memperoleh keuntungan di masa depan serta mempertahankan atau menambah kekayaan. Strategi ini dikenal sebagai salah satu metode paling efisien untuk menghasilkan keuntungan. Investasi dapat berbentuk aset nyata maupun tidak nyata, dan banyak di antaranya mengikuti dinamika pasar, khususnya yang dilakukan di pasar saham. Perdagangan di bursa efek melibatkan instrumen berisiko tinggi seperti saham, waran, opsi, dan kontrak berjangka, baik di pasar domestik maupun internasional. Saham merupakan salah satu bentuk investasi yang menawarkan potensi keuntungan besar disertai risiko yang tinggi (Widati dkk., 2022).

Dalam menentukan jenis investasi, setiap individu memiliki preferensi yang berbeda. Salah satu aspek utama yang menjadi pertimbangan adalah keseimbangan antara risiko dan keuntungan. Semakin tinggi risiko, maka semakin besar pula kemungkinan perubahan keuntungan yang akan diterima (Triyani dkk., 2021).

2.2. Investor

Investor adalah individu atau lembaga yang mengalokasikan modalnya ke berbagai instrumen keuangan dengan harapan memperoleh keuntungan di masa mendatang. Instrumen investasi dapat berupa saham, obligasi, reksa dana, properti, maupun aset lainnya. Dalam mengambil keputusan, investor mempertimbangkan faktor seperti kondisi pasar, risiko, dan tujuan keuangan pribadi atau organisasi. Walaupun investasi dapat memberikan keuntungan, risiko kehilangan sebagian atau seluruh modal tetap ada (Marzuki dan Suyatno, 2024).

2.3. Saham

Saham adalah surat berharga yang merepresentasikan kepemilikan terhadap suatu perusahaan yang dapat diperjual belikan oleh perorangan atau lembaga. (Moh. Asra, 2020). Dengan membeli saham, seseorang berarti memiliki sebagian hak atas kepemilikan perusahaan dan dapat memperoleh keuntungan dalam bentuk dividen atau capital gain. Nilai saham bersifat fluktuatif dan dapat mengalami kenaikan maupun penurunan tergantung berbagai faktor, seperti

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

© Hak Cipta dimiliki UIN Suska Riau

Satya Ismail, UIN Suska Riau

Satya Ismail, UIN Suska Riau

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



tingkat suku bunga dan persepsi pasar terhadap saham tersebut. Apabila permintaan terhadap suatu saham meningkat, maka harganya cenderung naik. Sebaliknya, ketika banyak pemilik saham menjual saham mereka, harga saham berpotensi menurun (Eka Patriya, 2020).

2.4. Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG)

Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) merupakan indikator utama yang mencerminkan kinerja keseluruhan saham di Bursa Efek Indonesia dan berfungsi sebagai barometer kondisi pasar modal nasional. Pergerakan IHSG dipengaruhi oleh berbagai faktor, baik domestik maupun global, seperti nilai tukar rupiah, suku bunga, inflasi, harga emas, harga minyak dunia, serta indeks saham internasional (Dewi, 2020). Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) berfungsi sebagai cerminan dari pembentukan harga saham secara keseluruhan dan menjadi alat utama dalam menilai kinerja pasar modal. Pergerakan harga saham individual di Bursa Efek Indonesia (BEI) turut berkontribusi terhadap perubahan bobot IHSG. Ketika IHSG mengalami kenaikan, hal tersebut menandakan tingginya tekanan beli di pasar yang mendorong peningkatan harga serta volume perdagangan saham. Sebaliknya, penurunan IHSG mencerminkan meningkatnya tekanan jual, di mana banyak investor memilih melepas sahamnya sehingga harga dan volume transaksi menurun. Tingkat stabilitas IHSG memiliki pengaruh penting terhadap perilaku investor dalam menentukan keputusan investasi, baik untuk membeli, menjual, maupun menahan saham. Dengan karakteristik pasar saham yang dinamis dan fluktuatif, pergerakan IHSG memberikan sinyal positif maupun negatif yang dapat memengaruhi ekspektasi return pasar (Lesmana dkk., 2024).

2.5. Deep Learning

Deep Learning adalah salah satu pendekatan dalam bidang pembelajaran mesin yang mengandalkan jaringan saraf berlapis-lapis untuk menyelesaikan berbagai tugas seperti pengenalan objek, pengolahan suara, penerjemahan bahasa, dan lainnya. Berbeda dari metode machine learning tradisional, deep learning memiliki kemampuan untuk secara otomatis mengekstrak fitur dari data seperti gambar, teks, atau video tanpa memerlukan intervensi manual dalam hal pemrograman atau pengetahuan khusus dari manusia. Teknik ini terinspirasi dari cara kerja otak manusia dan dikembangkan melalui struktur yang disebut Jaringan Saraf Tiruan (Artificial Neural Networks/ANN). Deep learning adalah cabang dari machine learning yang pengembangannya terinspirasi oleh cara kerja

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumpukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



otak manusia melalui struktur yang disebut Artificial Neural Network (ANN). Secara umum, jaringan saraf ini terdiri atas tiga atau lebih lapisan yang saling terhubung. Teknologi ini memiliki kemampuan untuk mempelajari serta menyesuaikan diri terhadap jumlah data yang besar, sehingga mampu menyelesaikan berbagai permasalahan kompleks yang sulit diatasi oleh algoritma machine learning konvensional (Raup dkk., 2022).

2.6. Time Series

Time series atau deret waktu merupakan sekumpulan data yang disusun berdasarkan urutan waktu secara kronologis pada suatu variabel tertentu yang diamati secara berkelanjutan (Sari dkk., 2025). Data deret waktu memiliki karakteristik khas karena setiap observasi memiliki ketergantungan terhadap waktu sebelumnya, sehingga urutan pengamatan menjadi aspek penting yang tidak dapat diabaikan (Mahfud dkk., 2020). Umumnya, data ini dikumpulkan dalam interval waktu yang konstan, misalnya harian, mingguan, bulanan, atau tahunan, tergantung pada konteks penelitian dan tujuan analisisnya. Dalam analisis statistik dan pemodelan pola historis, deret waktu sering digunakan untuk memahami pola perubahan nilai suatu variabel dari waktu ke waktu, seperti harga saham, suhu, permintaan energi, atau tingkat inflasi (Arwansyah dkk., 2022). Pola-pola tersebut dapat membantu peneliti maupun analis dalam mengidentifikasi tren jangka panjang, fluktuasi musiman, maupun anomali yang muncul pada data (Tanuwidjaja dan Widjaja, 2022). Pemodelan deret waktu tidak selalu bertujuan membuat prediksi akurat, terutama pada data finansial yang sangat dipengaruhi peristiwa eksternal. Dalam penelitian ini, time series digunakan untuk melihat kemampuan model dalam mempelajari pola IHSG.

2.7. Forecasting

Forecasting atau peramalan adalah proses memperkirakan kejadian atau kondisi di masa mendatang berdasarkan data historis dan pola yang telah teridentifikasi. Proses ini penting di berbagai bidang seperti bisnis, pemerintahan, ekonomi, kesehatan, dan keuangan. Peramalan diklasifikasikan menjadi jangka pendek, menengah, dan panjang, tergantung pada rentang waktu prediksi yang dibutuhkan. Tujuan utamanya adalah memberikan dasar bagi pengambilan keputusan strategis maupun operasional (Utami dkk., 2024). Namun pada konteks data pasar modal yang fluktuatif, forecasting lebih tepat dipahami sebagai simulasi hasil model berdasarkan pola yang telah dipelajari, bukan sebagai prediksi harga saham yang akurat. Dalam penelitian ini, konsep

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



forecasting digunakan sebatas evaluasi model, bukan sebagai alat ramalan untuk pengambilan keputusan investasi.

2.8. Google Colaboratory

Google Colaboratory atau Google Colab merupakan platform komputasi berbasis cloud yang dikembangkan oleh Google yang memungkinkan pengguna menjalankan kode Python dalam lingkungan notebook interaktif langsung melalui browser. Colab menyediakan keunggulan utama berupa tersedianya sumber daya komputasi berbasis cloud seperti CPU, GPU, bahkan TPU tanpa memerlukan konfigurasi perangkat keras secara manual. Fasilitas ini menjadikan Colab sangat populer dalam bidang data science, machine learning, dan deep learning karena mampu menjalankan beban komputasi tinggi tanpa memerlukan perangkat lokal berspesifikasi besar (Ulfi dkk., 2024).

Dalam penelitian ini, Google Colab digunakan sebagai platform utama untuk mendukung seluruh proses eksperimen model deep learning. Pemanfaatannya meliputi beberapa tahapan kerja, antara lain:

1. Pengunduhan data IHSG menggunakan pustaka *yfinance* yang terhubung dengan
 2. Preprocessing data, termasuk pembersihan data, normalisasi Min-Max, serta pembagian dataset menjadi data latih, validasi
 3. Pembangunan dan pelatihan model LSTM, GRU, dan N-BEATS menggunakan TensorFlow/Keras dengan memanfaatkan GPU runtime untuk mempercepat
 4. Evaluasi model menggunakan metrik seperti MSE dan plotting kurva *loss* training maupun validasi
- Visualisasi hasil permodelan IHSG menggunakan Matplotlib dan evaluasi performa masing-masing model berdasarkan perbandingan data aktual dan data prediksi

2.9. Python

Python adalah bahasa pemrograman tingkat tinggi yang dirancang dengan fokus pada keterbacaan kode, fleksibilitas, dan produktivitas pengembangan. Bahasa ini menjadi salah satu pilihan utama dalam machine learning dan deep learning karena sintaksnya yang sederhana, konsisten, serta memiliki dukungan pustaka ilmiah yang sangat luas. Selain itu, Python bersifat open-source, sehingga dapat digunakan secara bebas dalam penelitian akademik, industri, maupun

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



pengembangan aplikasi berskala besar (Mckinney, 2022).

Salah satu alasan utama Python sangat populer dalam penelitian komputasi modern adalah ekosistem pustakanya yang sangat kaya dan matang. Python telah menjadi standar de facto dalam analisis data dan pemodelan statistik karena menyediakan berbagai library siap pakai yang memungkinkan peneliti mempercepat proses eksperimen. Kemampuan Python dalam menangani berbagai jenis data terutama data time series keuangan juga menjadikannya sangat relevan untuk analisa performa model pada pergerakan pasar saham seperti IHSG (Dan dkk, 2020).

Karakteristik Python yang relevan dalam penelitian ini antara lain:

- Pustaka Machine Learning & Deep Learning yang
- TensorFlow & Keras – digunakan untuk membangun model berbasis jaringan saraf seperti
- NumPy – menyediakan operasi matematis dan numerik berperforma tinggi
- 4. Pandas – sangat efektif untuk manipulasi dan analisis data time series, termasuk data harga saham
- 5. Matplotlib – digunakan untuk visualisasi grafik, kurva pelatihan, dan hasil analisa performa model
- 6. yfinance – memudahkan pengambilan data keuangan langsung dari Yahoo Finance secara
- 7. Dukungan Komunitas yang Sangat
- 8. Integrasi Optimal dengan Google

Dalam penelitian ini, Python digunakan sebagai fondasi pembangunan model LSTM, GRU, dan N-BEATS untuk mempelajari pola historis IHSG, bukan untuk merancang model prediksi pasar yang akurat.

2.10. Recurrent Neural Network (RNN)

Recurrent Neural Network (RNN) adalah salah satu arsitektur jaringan saraf dalam deep learning yang secara khusus dirancang untuk memproses data berurutan (time series) dengan memanfaatkan ketergantungan temporal dalam rangkaian data. Struktur utama RNN terdiri atas unit yang memiliki *loop* internal yang memungkinkan informasi dari langkah waktu sebelumnya disimpan dan digunakan kembali pada langkah waktu berikutnya. Dengan kata lain, RNN mempertahankan “memori internal” yang menjadikannya cocok untuk tugas-tugas seperti prediksi harga saham, peramalan cuaca, dan pemodelan bahasa

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

© Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang UIN Suska Riau

Gate Islamic University of Sultan Syarif Kasim

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



alami (Sherstinsky, 2020).

RNN standar memiliki kelemahan berupa *vanishing gradient problem*, yaitu kesulitan dalam menangkap *long-term dependencies* (ketergantungan jangka panjang) selama pelatihan (Mienye dkk., 2024). Untuk mengatasi masalah ini, dikembangkan varian RNN yang lebih efektif:

Long Short-Term Memory (LSTM)

- a. Menggunakan struktur *memory cell* dan beberapa *gates* (input gate, forget gate, output gate) untuk mengatur aliran informasi.
- b. Gate-gate ini memungkinkan LSTM untuk menyimpan atau melupakan informasi penting, yang membuatnya unggul dalam menangkap pola jangka panjang dalam data berurutan.

Gated Recurrent Unit (GRU)

- a. Merupakan penyederhanaan dari LSTM dengan hanya dua gate (*update gate* dan *reset gate*).
- b. GRU cenderung lebih ringan secara komputasi namun tetap efektif dalam menangkap informasi jangka panjang.

Dalam konteks time series seperti pergerakan IHSG, RNN dan variannya (LSTM & GRU) sangat berguna karena mereka dapat mengakomodasi hubungan waktu antarobservasi, yang menjadi landasan penting dalam prediksi harga dan tren masa depan.

2.11. Feedforward Neural Network (FNN)

Feedforward Neural Network (FNN) adalah arsitektur jaringan saraf yang paling dasar, di mana informasi hanya mengalir satu arah dari lapisan input, lapisan tersembunyi, menuju lapisan output tanpa adanya *loop* atau mekanisme penyimpanan memori internal. Karena tidak memiliki *state* atau *memory*, FNN tidak secara eksplisit menangkap ketergantungan antarwaktu dalam data time series. Namun, arsitektur ini tetap kuat dalam memodelkan hubungan *nonlinear* antara input dan output (Chumachenko dkk., 2022).

Neural Basis Expansion Analysis for Time Series (N-BEATS) merupakan model deep learning modern yang dikembangkan dari konsep feedforward neural network, namun memiliki struktur khusus yang membuatnya sangat kuat dalam peramalan time series. N-BEATS tidak memakai RNN atau CNN, melainkan menggunakan lapisan fully connected (MLP) berlapis yang disusun dalam blok-blok residual (Puszkarski dkk., 2022). Setiap blok mempelajari dua komponen



penting dalam time series:

Trend, yaitu arah perubahan nilai dalam jangka panjang, dan Seasonality, yaitu pola berulang dalam data.

Arsitektur model N-BEATS memiliki keunggulan:

Tidak memerlukan eksplisit penentuan fitur atau dekomposisi statistik karena bloknya mampu mempelajari pola kompleks secara langsung dari data.

Memiliki kinerja tinggi pada banyak benchmark time series internasional tanpa memerlukan arsitektur rekuren.

Penelitian menunjukkan bahwa N-BEATS juga dapat memberikan hasil prediksi yang kompetitif atau lebih baik dibandingkan model RNN tradisional seperti LSTM, tergantung pada sifat dataset dan tugas peramalan.

2.12 Long Short-Term Memory (LSTM)

Long Short-Term Memory (LSTM) adalah jenis jaringan saraf berulang (Recurrent Neural Network/RNN) yang dirancang untuk mengatasi masalah hilangnya informasi pada proses pembelajaran jangka panjang. LSTM memiliki tiga gerbang utama: input gate, forget gate, dan output gate, yang memungkinkan pengendalian arus informasi secara dinamis di dalam sel memori. Hal ini membuat LSTM sangat efektif dalam menangkap pola-pola jangka panjang dalam data sekuensial, seperti teks, suara, maupun data keuangan. LSTM memberikan hasil performa yang baik untuk data deret waktu finansial, termasuk pasar saham, dengan keunggulan dalam mengenali pola yang kompleks dan tidak linier (Madani, 2025).

LSTM juga merupakan varian dari RNN, tapi lebih kompleks dibanding GRU. Ia memiliki tiga gerbang (gate) dan satu cell state (C_t) untuk menyimpan “ingatan jangka panjang”. Tujuannya adalah agar model bisa mengingat informasi penting dari masa lalu yang relevan dengan waktu sekarang.

Rumus:

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f)$$

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C)$$

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \tilde{C}_t$$

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o)$$

$$h_t = o_t \cdot \tanh(C_t)$$



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumpukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

(1)

Intinya LSTM bisa mengingat lebih lama daripada GRU karena ada cell state (C_t). Misalnya, jika IHSG cenderung naik setiap awal tahun, LSTM bisa mengingat pola itu dari tahun-tahun sebelumnya.

2.12.1. Arsitektur LSTM

Arsitektur LSTM terdiri atas *cell* yang memiliki dua komponen utama, yaitu *hidden state* (h_t) dan *cell state* (C_t) (Julian dan Pribadi, 2021). Keduanya berfungsi sebagai memori jangka pendek dan memori jangka panjang. Struktur LSTM memiliki tiga gerbang utama yang mengatur aliran informasi di dalam cell.

Forget Gate (f_t)

Gerbang ini menentukan informasi apa yang perlu dihapus dari *cell state*. Input berupa *hidden state* sebelumnya dan *input* saat ini akan diproses dengan fungsi sigmoid untuk menghasilkan nilai antara 0–1. Semakin kecil nilai, semakin banyak informasi yang dihapus.

2. Input Gate (i_t)

Mengatur informasi baru yang akan disimpan ke dalam *cell state*. Terdiri dari dua bagian:

- a. Gerbang sigmoid → menentukan informasi baru yang akan dimasukkan.
- b. Layer tanh → menghasilkan nilai kandidat *cell state*.

Output Gate (O_t)

Menentukan bagian mana dari informasi dalam *cell state* yang akan menjadi *hidden state* terbaru dan diteruskan ke langkah berikutnya.

Alur arsitektur LSTM memungkinkan model mempertahankan informasi relevan dalam durasi panjang, sehingga mampu menangkap pola jangka panjang pada data time series seperti fluktuasi pasar saham. Kompleksitas arsitektur ini membuat LSTM lebih stabil dalam menangani masalah *vanishing gradient* dibandingkan RNN konvensional (Madani, 2025).

2.13. Gated Recurrent Unit (GRU)

Gated Recurrent Gated Recurrent Unit (GRU) Gated Recurrent Unit



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

(GRU) merupakan varian dari jaringan saraf berulang (*Recurrent Neural Network* atau RNN) yang memiliki kemiripan dengan Long Short-Term Memory (LSTM). Sama seperti LSTM, GRU dirancang untuk mengolah data sekuensial dengan kemampuan mengingat atau melupakan informasi secara selektif, namun dengan arsitektur yang lebih sederhana dan jumlah parameter yang lebih sedikit, sehingga pelatihannya lebih cepat dan efisien secara komputasi. GRU bekerja dengan memproses data secara berurutan pada setiap langkah waktu, memperbarui *hidden state* berdasarkan masukan saat ini dan kondisi sebelumnya melalui dua gerbang utama, yaitu *reset gate* dan *update gate*. Selain itu, GRU menghasilkan vektor aktivasi kandidat yang digunakan untuk memperbarui kondisi tersembunyi di langkah berikutnya, menjadikannya model yang efektif untuk menangani ketergantungan jangka panjang dalam data runtun waktu seperti teks, sinyal, dan pergerakan harga saham (Danil, 2024).

GRU adalah pengembangan dari RNN (*Recurrent Neural Network*), digunakan untuk membaca data berurutan dari waktu ke waktu, misalnya data harga saham harian (Radite Putra dan Hendry, 2022). Model ini bisa “mengingat” informasi penting dari masa lalu, dan “melupakan” hal-hal yang tidak relevan.

Rumus:

$$\begin{aligned} z_t &= \sigma(W_z \cdot [h_{t-1}, x_t]) \\ r_t &= \sigma(W_r \cdot [h_{t-1}, x_t]) \\ \tilde{h}_t &= \tanh(W_h \cdot [r_t \cdot h_{t-1}, x_t]) \\ h_t &= (1 - z_t) \cdot h_{t-1} + z_t \cdot \tilde{h}_t \end{aligned} \quad (2)$$

x_t : input pada waktu ke-t (misalnya harga IHSG hari ini).

h_{t-1} : *hidden state* dari hari sebelumnya, yaitu memori model tentang kondisi sebelumnya.

z_t : *update gate* → menentukan seberapa banyak informasi lama yang tetap dipertahankan.

r_t : *reset gate* → menentukan seberapa banyak informasi lama yang dihapus.

$\tilde{h}_t$: *candidate hidden state* → informasi baru hasil perhitungan model.

h_t : *hidden state* baru → memori baru yang akan diteruskan ke waktu berikutnya.

Jika



z_t besar $\rightarrow$ model lebih mempercayai informasi baru.

Jika z_t kecil $\rightarrow$ model tetap mempertahankan informasi lama.

Dengan mekanisme ini, GRU bisa menangkap pola jangka panjang tanpa terlalu rumit.

2.13.1. Arsitektur GRU

Arsitektur GRU merupakan penyederhanaan dari LSTM dengan menggabungkan mekanisme gate dan menghilangkan *cell state*. Dalam GRU, hanya terdapat satu bentuk memori, yaitu *hidden state* (h_t). Arsitektur GRU terdiri dari dua gerbang utama:

Update Gate (z_t)

Mengontrol seberapa besar bagian memori lama yang dipertahankan. Jika nilai gerbang ini mendekati 1, model akan mempertahankan memori lama; jika mendekati 0, model akan memperbarui memori dengan informasi baru.

Reset Gate (r_t)

Mengontrol berapa banyak informasi lama yang akan dibuang ketika memproses input baru. Ketika nilai reset kecil, GRU cenderung mengabaikan memori masa lalu sehingga lebih fokus pada input saat ini.

Tidak adanya *cell state* menyebabkan arsitektur GRU lebih ringan dibanding LSTM. Hal ini membuat proses pelatihan lebih cepat namun tetap mampu menangkap dependensi jangka panjang. Oleh karena itu, GRU sangat cocok digunakan dalam peramalan data saham dengan fluktuasi cepat seperti IHSG (Harahap dkk., 2021).

2.14. Neural Basis Expansion Analysis for Time Series (N-BEATS)

Neural Basis Expansion Analysis for Time Series (N-BEATS) adalah model deep learning berbasis feedforward neural network yang dirancang khusus untuk prediksi deret waktu tanpa memerlukan fitur eksternal atau informasi domain tertentu. N-BEATS terdiri dari blok-blok yang belajar untuk merepresentasikan komponen tren dan musiman dari data secara residual, memungkinkan model untuk menghasilkan performa yang baik bahkan tanpa preprocessing kompleks (Muhamad Harun Zein, 2024). N-BEATS menunjukkan performa superior dibandingkan metode tradisional maupun model deep learning lainnya dalam banyak kompetisi peramalan. Kemampuannya dalam menangkap pola deret waktu tanpa arsitektur yang kompleks menjadikannya solusi modern

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Hak cipta milik UIN Suska Riau

Sate Ismail, UIN Sultan Syarif Kasim

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



yang efisien untuk forecasting (Oreshkin dkk., 2020).

Berbeda dengan GRU dan LSTM, N-BEATS bukan RNN, melainkan jaringan saraf *feed-forward* yang belajar langsung dari data historis. Model ini bekerja dalam bentuk blok-blok (residual blocks) yang masing-masing bertugas memperbaiki kesalahan dari blok sebelumnya.

Rumus:

$$\begin{aligned}\theta &= f(x; W) \\ \hat{y}_{\text{backcast}} &= G_b(\theta) \\ \hat{y}_{\text{forecast}} &= G_f(\theta)\end{aligned}\quad (3)$$

Model terdiri dari banyak blok yang bekerja berurutan:

$$\begin{aligned}x_{k+1} &= x_k - \hat{y}_{\text{backcast}}^{(k)} \\ \hat{y} &= \sum_{k=1}^K \hat{y}_{\text{forecast}}^{(k)}\end{aligned}\quad (4)$$

Artinya:

1. Setiap blok memperbaiki hasil dari blok sebelumnya dengan mengurangi kesalahan (*residual*)
2. Hasil akhirnya ($\hat{y}$) adalah gabungan dari seluruh prediksi *forecast* tiap blok

2.14.1. Arsitektur N-BEATS

Arsitektur N-BEATS berbeda dengan model RNN seperti LSTM dan GRU. N-BEATS menggunakan tipe jaringan *fully connected feedforward* yang dibangun secara bertumpuk (*stacked architecture*) dan berbasis *residual learning* (Nugraha Wahyu dkk., 2025). Komponen utamanya meliputi:

Backcast

Bagian ini berfungsi mempelajari kembali pola historis (masa lalu) dari data. Output backcast merupakan estimasi ulang sinyal input yang bertujuan untuk menangkap pola noise, tren, atau komponen musiman

Forecast



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Komponen ini menghasilkan prediksi masa depan berdasarkan basis yang dipelajari. Forecast inilah yang digunakan sebagai hasil akhir

Block Structure

Setiap blok N-BEATS terdiri dari beberapa lapisan *fully connected*, biasanya menggunakan fungsi aktivasi ReLU, dengan ribuan neuron. Output blok kemudian dibagi menjadi dua cabang

- a. Cabang backcast
- b. Cabang forecast

Stacked Residual Connections

Banyak blok disusun secara bertumpuk (multi-block) sehingga output forecast dari setiap blok saling melengkapi. Mekanisme residual membuat model mampu mempelajari pola secara bertahap dan stabil, terutama pada peramalan jangka panjang.

Karena menggunakan arsitektur *fully connected* tanpa ketergantungan sekuensial seperti RNN, N-BEATS lebih efisien dan mampu menghasilkan akurasi tinggi pada peramalan time series termasuk data indeks saham seperti IHSG (Oreshkin dkk., 2020).

2.15. Min-Max Normalization

Metode normalisasi yang diterapkan dalam penelitian ini adalah Min-Max Normalization. Normalisasi sendiri merupakan proses pengorganisasian dan transformasi data dalam sebuah basis data agar menjadi lebih konsisten, efisien, serta bebas dari duplikasi. Proses ini mengubah skala nilai atribut menjadi lebih kecil tanpa mengubah bobot relatif antar data. Min-Max Normalization berfungsi untuk mengonversi rentang nilai suatu data ke dalam interval antara 0 hingga 1, sehingga menghasilkan atribut dengan skala yang seragam. Tujuan utama dari metode ini adalah meningkatkan kinerja algoritma secara optimal (Dimas Pratama dan Salam, 2025).

Rumus Min-Max Normalization dapat dituliskan sebagai berikut:

$$x' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (5)$$

Keterangan:

x = nilai data sebelum dinormalisasi

x_{min}

= nilai minimum pada dataset

x_{max} = nilai maksimum pada dataset

x' = nilai hasil normalisasi

2.16. Metrik Evaluasi

2.16.1. Root Mean Square Error (RMSE)

Root Mean Square Error (RMSE) merupakan ukuran statistik yang digunakan untuk menilai seberapa besar penyimpangan rata-rata kuadrat antara nilai yang diprediksi oleh model dan nilai aktual. RMSE berfungsi untuk mengevaluasi sejauh mana hasil prediksi suatu model mendekati data observasi di lapangan. Dengan kata lain, nilai RMSE menunjukkan tingkat kesesuaian antara hasil prediksi model dengan data sebenarnya (Hodson, 2022)

Metrik ini merupakan salah satu ukuran kesalahan yang paling umum digunakan dalam model regresi. Nilai RMSE yang lebih kecil menunjukkan kinerja model yang lebih baik, dan besarnya kesalahan dapat diminimalkan dengan menggunakan pendekatan atau metode yang lebih tepat (Chicco dkk., 2021).

Persamaan RMSE dapat dituliskan sebagai berikut:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (6)$$

Keterangan:

$\hat{y}_i$ = nilai hasil prediksi

y_i = nilai aktual atau nilai sebenarnya

n = jumlah data

2.16.2. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) atau rata-rata persentase kesalahan absolut merupakan metode yang digunakan untuk mengukur tingkat kesalahan dalam proses peramalan dengan menghitung nilai absolut dari setiap selisih antara hasil prediksi dan nilai aktual, kemudian dibandingkan terhadap nilai aktual pada setiap periode. Nilai-nilai tersebut kemudian dirata-ratakan dalam bentuk persentase absolut. Dengan demikian, MAPE menunjukkan besarnya deviasi antara data hasil prediksi dan data aktual (Nabillah dan Ramadgadari, 2020).

Rumus MAPE dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$\text{MAPE} = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \quad (7)$$

Keterangan:

$\hat{y}_i$ = nilai hasil prediksi

y_i = nilai aktual atau nilai sebenarnya

n = jumlah data

Semakin kecil nilai MAPE, semakin tinggi tingkat akurasi model peramalan. MAPE juga memberikan gambaran mengenai tingkat kesalahan prediksi yang terjadi dibandingkan dengan nilai aktual yang diperoleh (Vicky dkk., 2023). Interpretasi nilai MAPE dapat dilihat pada Tabel 2.1 berikut.

Tabel 2.1 Interpretasi Nilai MAPE

Nilai MAPE	Tingkat Akurasi Peramalan
< 10%	Sangat Akurat
10% – 20%	Akurat
20% – 50%	Cukup Akurat
> 50%	Tidak Akurat

2.17. Optimizer

Optimizers merupakan fungsi optimasi yang berperan penting dalam proses pembelajaran pada machine learning dan deep learning, dengan tujuan utama meminimalkan fungsi loss atau mengoptimalkan fungsi objektif. Fungsi objektif menggambarkan target yang ingin dicapai oleh model, sedangkan fungsi loss menunjukkan besarnya kesalahan antara hasil prediksi model dengan nilai sebenarnya. Optimizers bekerja dengan cara memperbarui parameter model secara bertahap melalui perhitungan gradient, yaitu nilai turunan yang digunakan untuk menentukan arah dan besar langkah pembaruan parameter berdasarkan rumus matematis tertentu (Dogo dkk., 2022).

2.17.1. Adam

Adam (Adaptive Moment Estimation) adalah algoritma optimasi berbasis first order gradient yang dikembangkan oleh Diederik P. Kingma dan Jimmy Lei Ba pada tahun 2014. Ia menggabungkan kelebihan momentum dan metode adaptif seperti RMSProp, dengan cara menyimpan estimasi rata-rata gradien



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

(moment pertama) dan rata-rata kuadrat gradien (moment kedua), lalu menggunakan estimasi-estimasi ini untuk menyesuaikan learning rate per parameter secara adaptif. Keunggulannya meliputi efisiensi komputasi, penggunaan memori yang relatif rendah, serta stabilitas ketika menghadapi data besar, gradient yang bergerigi (noisy), atau sparse (Kingma dan Ba, 2015).

2.18. Hyperparameter

Hyperparameter adalah parameter yang ditentukan sebelum proses pelatihan model dan tidak dipelajari secara langsung oleh jaringan saraf. Berbeda dengan *parameter model* (seperti bobot dan bias) yang diperbarui selama proses training melalui algoritma optimisasi, hyperparameter diatur secara manual oleh peneliti atau sistem otomatis. Pemilihan nilai hyperparameter yang tepat sangat berpengaruh terhadap performa model deep learning, karena akan menentukan kemampuan model dalam mempelajari pola data, kecepatan pelatihan, dan stabilitas konvergensi (Rahmadi dkk., 2025).

Dalam penelitian yang menggunakan model GRU, LSTM, dan N-BEATS, hyperparameter memiliki peran penting dalam menentukan kualitas prediksi data time series. Beberapa hyperparameter utama yang digunakan dalam eksperimen ini meliputi *learning rate*, *batch size*, *epoch*, jumlah neuron, fungsi aktivasi, algoritma optimisasi, serta *lookback window* yang secara khusus digunakan dalam pemrosesan data time series.

2.18.1. Jenis-Jenis Hyperparameter

1. Learning Rate (LR)

Learning rate adalah hyperparameter yang menentukan seberapa besar langkah pembaruan bobot (*weight update*) yang dilakukan oleh optimizer pada setiap iterasi. Nilai learning rate memegang peranan penting dalam menentukan apakah proses pelatihan model dapat mencapai konvergensi. Learning rate menentukan seberapa besar langkah pembaruan bobot dalam setiap iterasi pelatihan (Ilemobayo dkk., 2024).

Learning rate terlalu besar → model sulit konvergen, loss berosilasi
Learning rate terlalu kecil → training sangat lambat dan berisiko *stuck* pada local minima. Dalam penelitian ini, nilai learning rate 0.001 digunakan sebagai nilai optimal berdasarkan eksperimen awal.

Batch size

Batch size adalah jumlah sampel data yang diproses sekaligus dalam satu langkah pembaruan bobot. Batch menentukan keseimbangan antara



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

akurasi estimasi gradien dan efisiensi komputasi (Rochmawati dkk., 2021).

- a. Batch kecil → lebih cepat beradaptasi namun lebih bising (noisy)
- b. Batch besar → lebih stabil namun membutuhkan memori lebih besar.

Batch size yang umum digunakan dalam time series adalah 16–64; penelitian ini menggunakan batch size

Epoch

Epoch adalah jumlah pengulangan penuh model mempelajari seluruh dataset pelatihan. Semakin banyak epoch, semakin baik model dalam mempelajari pola, namun juga berpotensi menyebabkan overfitting (Nashrullah dkk., 2020). Dalam penelitian ini digunakan 150 epoch dengan mekanisme early stopping untuk mencegah overfitting.

Jumlah Neuron / Hidden Units

Jumlah neuron menentukan kapasitas representasi dari suatu lapisan jaringan saraf. Semakin banyak neuron, semakin besar kemampuan jaringan untuk mempelajari pola kompleks pada data. Jumlah neuron pada layer tersembunyi menentukan kapasitas representasi model.

- a. Terlalu sedikit → model underfitting
- b. Terlalu banyak → model overfitting dan memerlukan komputasi besar

5. Dropout

Dropout adalah metode *regularization* untuk mencegah overfitting dengan menonaktifkan sejumlah neuron secara acak pada setiap iterasi pelatihan (Ilemobayo dkk., 2024).

Dropout rate yang digunakan

- a. LSTM/GRU: 0.2
- b. Model yang kompleks seperti N-BEATS biasanya tidak membutuhkan dropout karena mengandalkan residual

Lookback window

Lookback window menentukan jumlah hari historis yang digunakan sebagai input untuk memprediksi nilai berikutnya (Poldiaev, 2025).

Dalam penelitian ini digunakan lookback = 90 hari, karena rentang tersebut terbukti mampu menangkap pola jangka pendek dan menengah.



2.19. Penelitian Terdahulu

Berbagai penelitian terdahulu telah dilakukan untuk menganalisis dan memprediksi pergerakan indeks saham menggunakan pendekatan statistik maupun kecerdasan buatan. Pada tahap awal, metode tradisional seperti *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH) banyak digunakan untuk memprediksi harga saham. Namun, menurut Raissa (2025), metode tersebut memiliki keterbatasan dalam menangani data yang bersifat non-linear dan dinamis, yang sering ditemukan dalam pergerakan harga saham. Oleh karena itu, muncul pendekatan berbasis *deep learning* yang lebih adaptif, seperti Long Short-Term Memory (LSTM), Gated Recurrent Unit (GRU), dan Neural Basis Expansion Analysis for Time Series (N-BEATS), yang terbukti memberikan hasil prediksi yang lebih akurat pada data runtun waktu finansial.

Model LSTM dan GRU merupakan dua varian utama dari *Recurrent Neural Network* (RNN) yang dirancang untuk mengatasi permasalahan *vanishing gradient* dan *exploding gradient* yang sering muncul dalam proses pelatihan jaringan saraf tradisional. Arwansyah dkk. (2022) menjelaskan bahwa LSTM menggunakan tiga gerbang utama, yaitu *input gate*, *forget gate*, dan *output gate*, untuk mengatur aliran informasi dalam *memory cell* sehingga dapat mengingat pola jangka panjang yang relevan dengan data sebelumnya. Sementara itu, Madani (2025) mengemukakan bahwa GRU memiliki arsitektur yang lebih sederhana dengan hanya dua gerbang, yaitu *update gate* dan *reset gate*, yang memungkinkan proses pembelajaran lebih cepat tanpa mengurangi kemampuan model dalam menangkap dependensi temporal. Dengan kompleksitas yang lebih rendah, GRU cenderung lebih efisien dalam memproses data dalam jumlah besar dengan hasil akurasi yang sebanding dengan LSTM.

Beberapa penelitian telah membandingkan kinerja kedua model ini dalam konteks prediksi saham. Khalis Sofi dkk. (2021) menemukan bahwa GRU memiliki performa yang lebih baik dibandingkan LSTM dalam memprediksi harga saham, dengan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dan *Root Mean Squared Error* (RMSE) yang lebih kecil. Hasil ini menunjukkan bahwa GRU mampu memberikan keseimbangan antara efisiensi komputasi dan akurasi prediksi, menjadikannya pilihan yang lebih optimal untuk data dengan volatilitas tinggi seperti pasar saham. Penelitian Raissa (2025) juga menegaskan bahwa LSTM dan GRU memiliki keunggulan dalam menangkap pola fluktuasi jangka

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

© Himpunan Ilmiah UIN Suska Riau

Sat Islamcity of Sultan Syarif Kasim

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



panjang pada data pasar keuangan yang bersifat kompleks dan non-linear.

Selain model berbasis RNN, perkembangan teknologi *deep learning* juga melahirkan model arsitektur baru yang lebih inovatif, seperti Neural Basis Expansion Analysis for Time Series (N-BEATS). Model ini dikembangkan oleh Oreshkin dkk. (2020) sebagai pendekatan berbasis *feed-forward neural network* yang dirancang khusus untuk prediksi deret waktu tanpa memerlukan rekayasa fitur tambahan (*feature engineering*). N-BEATS menggunakan mekanisme *residual blocks* untuk mempelajari pola tren, musiman, dan residu secara terpisah, sehingga mampu menangkap struktur data yang lebih kompleks dibandingkan model tradisional. Noh dkk. (2023) menegaskan bahwa keunggulan utama N-BEATS terletak pada fleksibilitasnya dalam mempelajari data langsung dari observasi historis tanpa asumsi statistik yang kaku. Sementara itu, Riswanda dkk. (2025) menunjukkan bahwa N-BEATS berhasil mencapai tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan beberapa metode *forecasting* klasik dalam studi peramalan indeks saham internasional.

Dalam konteks pasar modal Indonesia, penelitian prediksi Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) berbasis *deep learning* mulai berkembang dalam beberapa tahun terakhir. Namun, sebagian besar penelitian masih berfokus pada penggunaan satu atau dua model, seperti LSTM dan GRU, tanpa melibatkan N-BEATS. Handika dkk. (2021) menyatakan bahwa fluktuasi IHSG dipengaruhi oleh kombinasi faktor global dan domestik, termasuk kebijakan moneter, harga komoditas, dan ekspektasi pelaku pasar. Hal ini menjadikan IHSG sebagai objek penelitian yang kompleks dan sangat relevan untuk dikaji menggunakan model *deep learning* yang mampu mengenali hubungan non-linear antarvariabel. Di sisi lain, Tonce (2024) menjelaskan bahwa penurunan IHSG di akhir tahun 2024 disebabkan oleh faktor eksternal seperti kenaikan suku bunga The Fed serta faktor domestik seperti kebijakan kenaikan PPN menjadi 12%, yang menciptakan ketidakpastian pasar dan meningkatkan kebutuhan akan model prediksi yang adaptif.

Beberapa penelitian juga telah mencoba menerapkan model *deep learning* untuk pasar saham Indonesia. Misalnya, penelitian oleh Arwansyah dkk. (2022) dan Raissa (2025) menunjukkan bahwa model LSTM dan GRU mampu menghasilkan prediksi IHSG dengan tingkat kesalahan rendah. Namun, belum banyak penelitian yang secara eksplisit membandingkan kinerja ketiga model modern, yaitu LSTM, GRU, dan N-BEATS, secara bersamaan. Algoritma Deep

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
- Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Learning dapat mempelajari pergerakan saham, tetapi tidak dapat memprediksi secara presisi pergerakan saham, berdasarkan penelitian oleh Veronica dan Pebriani (2020) saham dipengaruhi oleh faktor fundamental, sentimen pasar, maupun faktor makroekonomi.

Sebagai penguat, penelitian oleh Rahmadeyan dan Mustakim (2024) yang membandingkan model LSTM dan GRU dalam memprediksi harga saham perbankan Indonesia menunjukkan bahwa GRU menghasilkan kinerja yang lebih unggul dibandingkan LSTM, ditinjau dari nilai MSE, RMSE, dan MAPE yang lebih rendah. Hasil tersebut mengindikasikan bahwa arsitektur GRU yang lebih sederhana mampu beradaptasi lebih baik terhadap pola data saham yang fluktuatif dan non-linear. Temuan ini memperkuat argumen bahwa GRU merupakan model yang efisien dan andal untuk prediksi pasar saham, namun penelitian tersebut masih terbatas pada dua model sehingga membuka peluang untuk perluasan studi dengan melibatkan arsitektur deep learning lain seperti N-BEATS dalam konteks IHSG.

Berdasarkan kajian terhadap penelitian terdahulu, sebagian besar studi yang menganalisis pergerakan indeks saham menggunakan pendekatan deep learning umumnya masih terbatas pada penggunaan satu periode data tertentu dan satu atau dua algoritma, seperti LSTM atau GRU, sehingga hasil yang diperoleh cenderung merepresentasikan kondisi pasar pada periode spesifik saja. Selain itu, penelitian sebelumnya umumnya belum membedakan secara jelas antara kondisi pasar normal dan kondisi pasar ekstrem, seperti periode krisis atau pandemi, sehingga ketahanan dan konsistensi model dalam berbagai situasi pasar belum teruji secara menyeluruh. Berbeda dengan penelitian terdahulu, penelitian ini menggunakan tiga skenario dataset yang berbeda, yaitu periode data jangka panjang, periode tanpa pandemi, dan periode pandemi, serta menerapkan beberapa model deep learning dalam satu kerangka analisis yang sama, sehingga mampu memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai kinerja, stabilitas, dan kemampuan adaptasi model dalam menganalisis pergerakan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) pada berbagai kondisi pasar.

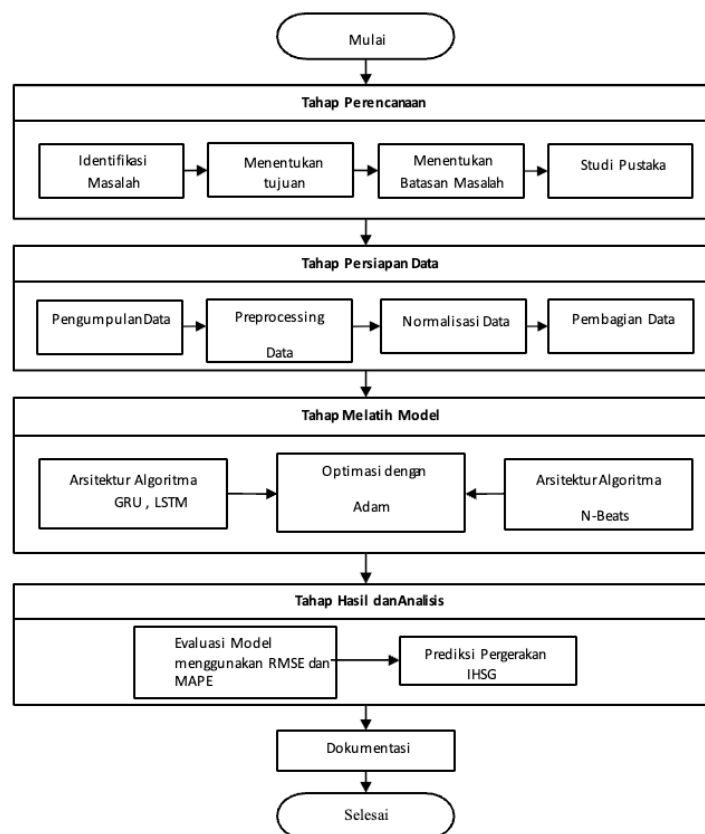
UIN SUSKA RIAU

BAB 3

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Alur Metode Penelitian

Adapun langkah dan tahapan yang dilakukan pada penelitian ini dapat dilihat melalui skema alir pada Gambar 3.1 Tahapan dimulai dari perencanaan dan berakhir hingga dokumentasi.



Gambar 3.1 Metodologi Penelitian

3.2 Tahap Perencanaan

Tahap perencanaan merupakan fondasi penting dalam penelitian ini karena menjadi pijakan awal bagi keseluruhan proses penelitian. Pada tahap ini, peneliti menentukan topik, melakukan kajian awal mengenai metode pemodelan data deret waktu, menelusuri literatur ilmiah, serta mengidentifikasi tantangan utama dalam menganalisis pola historis IHSG. Penelitian ini tidak diarahkan untuk memprediksi harga saham secara akurat, melainkan menerapkan serta



mengevaluasi kinerja model deep learning dalam mempelajari pola pergerakan IHSG berdasarkan data historis. Tahap perencanaan mencakup beberapa langkah yang saling terkait, yaitu penentuan topik, penyusunan studi pustaka, identifikasi masalah, perumusan tujuan penelitian, penetapan manfaat, dan pemilihan model deep learning yang relevan.

3.2.1. Identifikasi Masalah

Permasalahan utama yang mendasari penelitian ini adalah kompleksitas perilaku pergerakan IHSG yang bersifat fluktuatif, nonlinier, dan dipengaruhi oleh banyak variabel eksternal yang tidak selalu tercermin pada data harga historis. Metode tradisional seperti ARIMA atau model statistik lainnya terbatas dalam menangani pola nonlinier tersebut. Namun, penelitian ini tidak bertujuan menghasilkan prediksi harga saham yang akurat, melainkan untuk mengevaluasi model deep learning (LSTM, GRU, dan N-BEATS) dalam mempelajari pola historis IHSG. Masalah yang diidentifikasi adalah Bagaimana perbedaan kemampuan ketiga model deep learning dalam mempelajari pola historis IHSG pada berbagai skenario data, serta sejauh mana model dapat menghasilkan output yang stabil dan konsisten berdasarkan metrik RMSE dan MAPE.

3.2.2. Menentukan Tujuan Penelitian

Berdasarkan latar belakang dan permasalahan yang telah diidentifikasi, tujuan utama penelitian ini adalah untuk menganalisis dan membandingkan kinerja tiga model deep learning, yaitu Long Short-Term Memory (LSTM), Gated Recurrent Unit (GRU), dan Neural Basis Expansion Analysis for Time Series (N-BEATS), dalam mempelajari pola historis pergerakan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG). Penelitian ini tidak diarahkan untuk menghasilkan prediksi harga saham yang presisi, melainkan untuk mengevaluasi sejauh mana setiap model mampu mengenali karakteristik deret waktu seperti tren, fluktuasi, dan perubahan jangka pendek maupun jangka panjang yang tercermin pada data historis IHSG. Dengan menggunakan metrik evaluasi Root Mean Squared Error (RMSE) dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE), penelitian ini berupaya mengidentifikasi model mana yang menunjukkan performa paling stabil dan konsisten pada berbagai skenario dataset. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan kontribusi akademik mengenai penerapan model deep learning dalam pemodelan deret waktu keuangan, serta menjadi referensi bagi penelitian selanjutnya yang mengkaji implementasi teknologi kecerdasan buatan pada analisis data pasar modal.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

3.2.3. Menentukan Batasan Masalah

Batasan masalah disusun agar fokus penelitian tetap jelas dan tidak meluas keluar dari ruang lingkup yang telah ditetapkan. Penelitian ini hanya menggunakan data harga penutupan harian (closing price) IHSG yang diperoleh dari situs Yahoo Finance sebagai representasi pola historis pergerakan indeks pasar modal Indonesia. Periode data mencakup tahun 1991 hingga 2025 dan dianalisis dalam tiga skenario, yaitu data penuh 1991–2025, data tanpa periode pandemi COVID-19 (2019–2020), serta data khusus tahun 2019–2020 sebagai periode volatilitas ekstrem. Variabel yang digunakan terbatas pada kolom tanggal (Date) dan harga penutupan (Close) karena kedua variabel tersebut dianggap paling sesuai untuk menggambarkan karakteristik dasar pola pergerakan indeks saham dalam konteks time series. Penelitian ini tidak memasukkan variabel fundamental perusahaan, indikator makroekonomi, maupun sentimen pasar, sehingga hasil pemodelan hanya merepresentasikan perilaku teknikal berdasarkan data historis semata. Model yang dianalisis dibatasi pada tiga arsitektur deep learning, yaitu LSTM, GRU, dan N-BEATS, dengan seluruh proses implementasi dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python melalui platform Google Colaboratory. Fokus penelitian diarahkan pada evaluasi performa model dalam mempelajari pola deret waktu, tanpa merancang sistem prediksi untuk keperluan investasi ataupun memberikan rekomendasi pengambilan keputusan pasar. Dengan batasan tersebut, penelitian ini diharapkan menghasilkan analisis yang terarah, sistematis, dan dapat dipertanggungjawabkan secara ilmiah.

3.2.4. Studi Pustaka

Studi pustaka dilakukan untuk memperoleh pemahaman mendalam mengenai teori, konsep, dan penelitian terdahulu yang berkaitan dengan pemodelan data deret waktu dan penerapan deep learning pada pasar modal. IHSG dikenal sebagai indikator utama kondisi pasar modal Indonesia dan dipengaruhi oleh berbagai faktor internal maupun eksternal yang menyebabkan tingkat volatilitasnya relatif tinggi. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa data keuangan memiliki karakteristik nonlinier dan fluktuatif sehingga metode statistik tradisional seperti ARIMA sering kali tidak mampu mengakomodasi pola kompleks tersebut. Oleh karena itu, berbagai studi mulai beralih pada penggunaan model deep learning seperti LSTM dan GRU yang terbukti dapat menangkap ketergantungan jangka panjang serta pola-pola temporal yang tidak



linear. Selain itu, model N-BEATS menawarkan pendekatan berbeda melalui arsitektur feed-forward yang dirancang khusus untuk data deret waktu dan mampu memodelkan tren maupun pola musiman tanpa rekayasa fitur tambahan. Berdasarkan literatur yang ada, belum banyak penelitian yang membandingkan ketiga model tersebut secara bersamaan pada konteks IHSG. Dengan demikian, studi pustaka ini menjadi landasan kuat dalam merumuskan arah penelitian dan menekankan pentingnya evaluasi komparatif antar model dalam mempelajari pola historis IHSG.

3.3. Tahap Persiapan Data

3.3.1. Pengumpulan Data

Tahap pengumpulan data dilakukan dengan mengambil data historis Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) dari situs Yahoo Finance menggunakan pustaka *yfinance* pada bahasa pemrograman Python. Data yang dikumpulkan mencakup periode 1 Januari 1991 hingga 10 Oktober 2025 untuk memastikan cakupan waktu yang luas dan representatif terhadap dinamika pasar modal Indonesia. Data yang diperoleh berupa harga harian dengan beberapa atribut seperti *Date*, *Open*, *High*, *Low*, *Close*, dan *Volume*. Dalam penelitian ini, atribut yang digunakan hanyalah *Date* dan *Close*, karena harga penutupan dianggap paling stabil dan umum digunakan sebagai acuan analisis tren pergerakan indeks saham. Selain itu, data dibagi menjadi tiga skenario analisis, yaitu data penuh tahun 1991–2025, data tanpa periode pandemi 2019–2020, serta data khusus tahun 2019–2020 untuk menggambarkan perilaku pasar dalam kondisi krisis global.

3.3.2. Preprocessing Data

Tahap preprocessing data bertujuan untuk menyiapkan data agar bersih dan siap digunakan dalam proses pelatihan model. Langkah ini mencakup pembersihan data dari nilai kosong (*missing values*), penghapusan duplikasi, serta konversi format tanggal menjadi tipe *datetime* agar dapat diurutkan secara kronologis. Hanya fitur yang relevan, yaitu *Date* dan *Close*, yang dipertahankan untuk memastikan fokus pada pola pergerakan harga penutupan. Selain itu, dilakukan transformasi indeks waktu menjadi *time series sequence* agar sesuai dengan kebutuhan model deep learning yang bekerja dengan data berurutan. Hasil akhir tahap ini berupa dataset yang telah terstruktur, konsisten, dan bebas dari anomali yang dapat memengaruhi hasil pelatihan model.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
- Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



3.3.3. Normalisasi Data

Pada tahap ini dilakukan proses normalisasi data menggunakan metode Min Max Normalization untuk mengubah rentang nilai harga penutupan ke dalam interval antara 0 dan 1. Proses ini dilakukan agar semua nilai memiliki skala yang seragam dan mencegah dominasi nilai besar terhadap bobot pembelajaran model. Rumus normalisasi yang digunakan adalah $x' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}$, di mana x adalah nilai asli, dan masing-masing adalah nilai minimum x_{min} dan x_{max} maksimum pada dataset. Dengan normalisasi ini, model deep learning dapat beradaptasi lebih baik terhadap data, mempercepat konvergensi pada saat pelatihan, serta meningkatkan stabilitas proses pembelajaran.

3.3.4. Pembagian Data

Setelah data dinormalisasi, tahap berikutnya adalah pembagian dataset menggunakan metode Hold-Out Validation dengan rasio 80:10:10, yaitu 80% untuk data pelatihan (*training*), 10% untuk data validasi (*validation*), dan 10% untuk data pengujian (*testing*). Pembagian dilakukan secara kronologis (time-based) untuk menjaga urutan temporal pada data deret waktu, sehingga tidak terjadi *data leakage* antara data masa lalu dan masa depan. Data pelatihan digunakan untuk membangun model, data validasi untuk menyesuaikan parameter dan mencegah *overfitting*, sedangkan data pengujian digunakan untuk mengevaluasi performa akhir model. Dengan pembagian ini, penelitian dapat mengukur kemampuan generalisasi model secara objektif terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

3.4. Tahap Melatih Model

3.4.1. Model Algoritma Gated Recurrent Unit (GRU)

Model Gated Recurrent Unit (GRU) digunakan sebagai salah satu pendekatan berbasis *Recurrent Neural Network (RNN)* yang mampu memproses data deret waktu dengan efisien. GRU memiliki dua gerbang utama, yaitu *update gate* dan *reset gate*, yang berfungsi untuk mengatur aliran informasi dan menjaga memori jangka panjang tanpa menyebabkan masalah *vanishing gradient*. Dalam penelitian ini, arsitektur GRU terdiri atas dua lapisan tersembunyi (*hidden layers*) dengan masing-masing 64 neuron dan fungsi aktivasi ReLU, serta satu *dense layer* sebagai output untuk menghasilkan nilai prediksi harga IHSB. Untuk mencegah *overfitting*, diterapkan *dropout* sebesar 0,2 pada setiap lapisan tersembunyi. Model dilatih menggunakan data yang telah dinormalisasi dengan *batch size* 32 dan *learning rate* 0,001 selama 150 *epochs*. GRU dipilih karena



1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumpukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

memiliki struktur yang lebih sederhana dibandingkan LSTM, namun tetap efektif dalam menangkap pola temporal dan fluktuasi jangka pendek maupun panjang pada pergerakan IHSG.

3.4.2. Model Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM)

Model Long Short-Term Memory (LSTM) diterapkan untuk menangkap pola jangka panjang pada data historis IHSG. LSTM merupakan varian dari RNN yang dilengkapi dengan tiga gerbang utama, yaitu *input gate*, *forget gate*, dan *output gate*, yang bekerja untuk mengontrol aliran informasi dan menyimpan memori jangka panjang dalam *cell state*. Arsitektur LSTM dalam penelitian ini terdiri atas dua lapisan LSTM dengan masing-masing 64 neuron dan fungsi aktivasi ReLU, dilengkapi dengan *dropout* sebesar 0,2 dan satu lapisan *dense layer* sebagai output. Model ini dilatih menggunakan *optimizer* adaptif untuk menurunkan nilai *loss function* Mean Squared Error (MSE) secara bertahap pada data pelatihan dan validasi. Penggunaan LSTM diharapkan mampu mengenali pola pergerakan IHSG yang berulang setiap periode tertentu, seperti tren tahunan dan perubahan musiman akibat siklus ekonomi.

3.4.3. Model Algoritma Neural Basis Expansion Analysis for Time Series (N-BEATS)

Model Neural Basis Expansion Analysis for Time Series (N-BEATS) digunakan sebagai pendekatan *feed-forward neural network* yang dirancang khusus untuk peramalan deret waktu tanpa memerlukan rekayasa fitur tambahan. Berbeda dari RNN, N-BEATS bekerja melalui serangkaian *residual blocks* yang terdiri atas komponen *backcast* dan *forecast* untuk mempelajari pola tren dan musiman dari data historis. Dalam penelitian ini, model N-BEATS dibangun menggunakan sekitar 30 blok residual dengan fungsi aktivasi ReLU, *fully connected layers* sebanyak 4 lapisan per blok, dan *forecast layer* tunggal untuk menghasilkan nilai prediksi IHSG. Kelebihan model ini adalah kemampuannya menangkap pola nonlinier kompleks secara langsung dari data tanpa memerlukan asumsi statistik tertentu. N-BEATS dipilih untuk melengkapi pendekatan berbasis RNN seperti GRU dan LSTM, sehingga memungkinkan perbandingan kinerja antara model *feed-forward* dan *recurrent* dalam konteks prediksi pasar modal Indonesia.

3.4.4. Optimasi Model dengan Adam

Proses pelatihan ketiga model dilakukan dengan bantuan algoritma optimizer Adam (Adaptive Moment Estimation) untuk mempercepat konvergensi



serta meningkatkan kemampuan generalisasi model. Optimizer Adam digunakan karena efisien dalam memperbarui bobot model berdasarkan estimasi momentum dari gradien pertama dan kedua, sehingga mampu beradaptasi terhadap dinamika pembelajaran yang tidak stabil pada data keuangan. Optimizer ini digunakan pada setiap model (GRU, LSTM, dan N-BEATS) untuk menentukan kombinasi parameter terbaik dengan nilai *loss* dan *error metrics* terendah. Melalui optimasi ini, diharapkan diperoleh model dengan tingkat akurasi tinggi, kestabilan pelatihan yang baik, serta kemampuan generalisasi yang optimal terhadap data IHSG di berbagai kondisi pasar.

3.5. Tahap Hasil dan Analisis

3.5.1. Evaluasi Model

Tahap evaluasi model dilakukan untuk menilai sejauh mana tingkat akurasi dan efektivitas model deep learning dalam memprediksi pergerakan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG). Evaluasi dilakukan menggunakan dua metrik utama, yaitu Root Mean Squared Error (RMSE) dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Nilai RMSE mengukur seberapa besar rata-rata kesalahan prediksi terhadap nilai aktual dalam satuan yang sama dengan harga saham, sedangkan MAPE menunjukkan rata-rata persentase kesalahan prediksi terhadap nilai aktual dalam bentuk persentase. Semakin kecil nilai RMSE dan MAPE, semakin baik kinerja model dalam menghasilkan prediksi yang mendekati data aktual. Selain itu, dilakukan juga perbandingan performa antar model (GRU, LSTM, dan N-BEATS) pada tiga skenario dataset: data penuh 1991–2025, data tanpa periode pandemi 2019–2020, dan data pandemi 2019–2020 saja. Proses ini bertujuan untuk menilai konsistensi performa model di berbagai kondisi pasar, baik dalam situasi normal maupun ekstrem. Hasil evaluasi ditampilkan dalam bentuk tabel dan grafik perbandingan nilai *loss*, RMSE, dan MAPE untuk setiap model, sehingga dapat diidentifikasi model mana yang memberikan hasil prediksi paling akurat dan stabil terhadap pergerakan IHSG.

3.5.2. Analisis Hasil Prediksi Pergerakan IHSG

Analisis hasil dilakukan dengan membandingkan data aktual dan hasil prediksi dari masing-masing model untuk periode pengujian, serta memproyeksikan pergerakan IHSG selama satu tahun ke depan dari titik data terakhir, yaitu hingga tahun 2026. Visualisasi hasil ditampilkan dalam bentuk grafik *line chart* yang memperlihatkan tren IHSG aktual dan hasil prediksi dari model LSTM, GRU, dan N-BEATS. Berdasarkan hasil pengamatan, model



LSTM dan GRU menunjukkan kemampuan yang baik dalam mengenali pola fluktuasi jangka menengah, seperti tren naik dan turun yang terjadi secara periodik, sementara N-BEATS lebih unggul dalam mempelajari pola jangka panjang dan menghasilkan prediksi yang lebih halus serta stabil. Hasil prediksi menunjukkan kecenderungan tren kenaikan IHSG secara bertahap pada tahun berikutnya, dengan fluktuasi moderat yang mengikuti pola historis data sebelumnya. Namun, pada skenario pandemi (2019–2020), tingkat kesalahan model meningkat karena adanya volatilitas ekstrem yang sulit diantisipasi. Secara keseluruhan, analisis hasil memperlihatkan bahwa kombinasi arsitektur deep learning dengan proses optimasi Adam dan AdamW mampu menghasilkan model prediksi IHSG yang akurat dan adaptif terhadap berbagai kondisi pasar. Prediksi selama satu tahun ke depan ini dapat dijadikan dasar untuk kajian lanjutan dalam pengembangan sistem pendukung keputusan berbasis kecerdasan buatan di bidang investasi dan analisis pasar modal.

3.6. Dokumentasi

Dokumentasi penelitian dilakukan untuk mencatat seluruh proses mulai dari tahap perencanaan, persiapan data, pelatihan model, hingga analisis hasil. Dokumentasi ini mencakup penjelasan metodologi, kode program, konfigurasi parameter, grafik visualisasi, serta catatan penting yang muncul selama eksperimen. Seluruh dokumentasi disusun dalam bentuk laporan tugas akhir yang sistematis dan mudah dipahami. Dokumentasi ini bertujuan agar penelitian dapat diverifikasi, direplikasi, dan dijadikan rujukan bagi penelitian selanjutnya, terutama dalam pengembangan metode pemodelan deret waktu berbasis deep learning pada data pasar modal. Dokumentasi tersebut tidak dimaksudkan sebagai panduan prediksi saham atau rekomendasi investasi, melainkan sebagai kontribusi ilmiah dalam bidang data science.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumpukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

BAB 5 PENUTUP

5.1. Kesimpulan

Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan serta menganalisis kinerja model deep learning Long Short-Term Memory (LSTM), Gated Recurrent Unit (GRU), dan Neural Basis Expansion Analysis for Time Series (N-BEATS) dalam menganalisis pergerakan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) berdasarkan data historis harga penutupan. Berdasarkan hasil eksperimen dan pembahasan yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa seluruh tujuan penelitian telah tercapai dengan baik. Hasil penelitian menunjukkan adanya perbedaan karakteristik, keunggulan, dan performa dari masing-masing model deep learning pada kondisi data dan situasi pasar yang berbeda.

Penerapan model deep learning LSTM, GRU, dan N-BEATS pada data historis IHSG berhasil dilakukan dan mampu mempelajari pola pergerakan teknikal indeks saham.

Ketiga model deep learning dapat diimplementasikan dengan baik pada data historis IHSG dan menunjukkan kemampuan dalam merepresentasikan pola pergerakan harga berdasarkan pendekatan analisis teknikal. Hasil evaluasi kinerja menunjukkan bahwa performa model sangat dipengaruhi oleh karakteristik data yang digunakan. Pada data historis jangka panjang (Skenario A), model N-BEATS menunjukkan performa terbaik berdasarkan nilai RMSE, sementara LSTM menghasilkan nilai MAPE terendah. Pada kondisi data yang lebih stabil tanpa periode pandemi (Skenario B), GRU menunjukkan performa paling konsisten dan unggul berdasarkan nilai RMSE dan MAPE. Sementara itu, pada periode dengan tingkat volatilitas tinggi selama pandemi COVID-19 (Skenario C), N-BEATS kembali menghasilkan nilai RMSE dan MAPE terendah. Temuan ini menunjukkan bahwa setiap model memiliki keunggulan masing-masing sesuai dengan karakteristik data dan kondisi pasar yang dianalisis.

Analisis perbandingan kinerja menunjukkan bahwa tidak terdapat satu model yang unggul pada seluruh kondisi pasar, namun GRU merupakan model yang paling konsisten secara keseluruhan.

Meskipun LSTM dan N-BEATS menunjukkan keunggulan numerik pada



1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

skenario tertentu, model GRU mampu mempertahankan performa yang stabil dan kompetitif pada seluruh skenario pengujian. Konsistensi tersebut menunjukkan bahwa GRU memiliki keseimbangan yang baik antara stabilitas pembelajaran dan kemampuan adaptasi terhadap perubahan pola harga. Dengan karakteristik tersebut, GRU dapat dikatakan sebagai model yang paling robust dalam menganalisis pergerakan IHSG pada berbagai kondisi pasar, baik pada periode normal maupun pada periode dengan tingkat volatilitas tinggi.

Analisis tren menunjukkan bahwa pergerakan IHSG cenderung bersifat fluktuatif dalam jangka pendek, namun membentuk tren yang lebih stabil dalam jangka menengah dan panjang.

Berdasarkan hasil visualisasi data dan keluaran prediksi model deep learning, pergerakan IHSG pada skala harian menunjukkan volatilitas yang tinggi dan perubahan harga yang cepat, sehingga sulit membentuk pola yang konsisten. Sebaliknya, pada skala bulanan dan tahunan, IHSG memperlihatkan kecenderungan tren yang lebih terstruktur dan stabil, yang mencerminkan arah pergerakan indeks dalam jangka menengah hingga panjang. Temuan ini menunjukkan bahwa data historis IHSG lebih efektif dimanfaatkan untuk analisis tren jangka menengah dan panjang, serta menegaskan bahwa model deep learning dalam penelitian ini lebih optimal digunakan untuk memahami kecenderungan tren pergerakan IHSG dibandingkan untuk prediksi jangka sangat pendek.

5.2. Saran

Berdasarkan hasil penelitian dan keterbatasan yang ditemukan selama proses analisis, beberapa saran yang dapat diberikan untuk penelitian selanjutnya adalah sebagai berikut:

Menambah Variabel atau Fitur Eksternal.

Penelitian mendatang dapat memasukkan faktor fundamental, indikator makroekonomi, atau sentimen pasar untuk memperkaya analisis sehingga representasi pola menjadi lebih komprehensif.

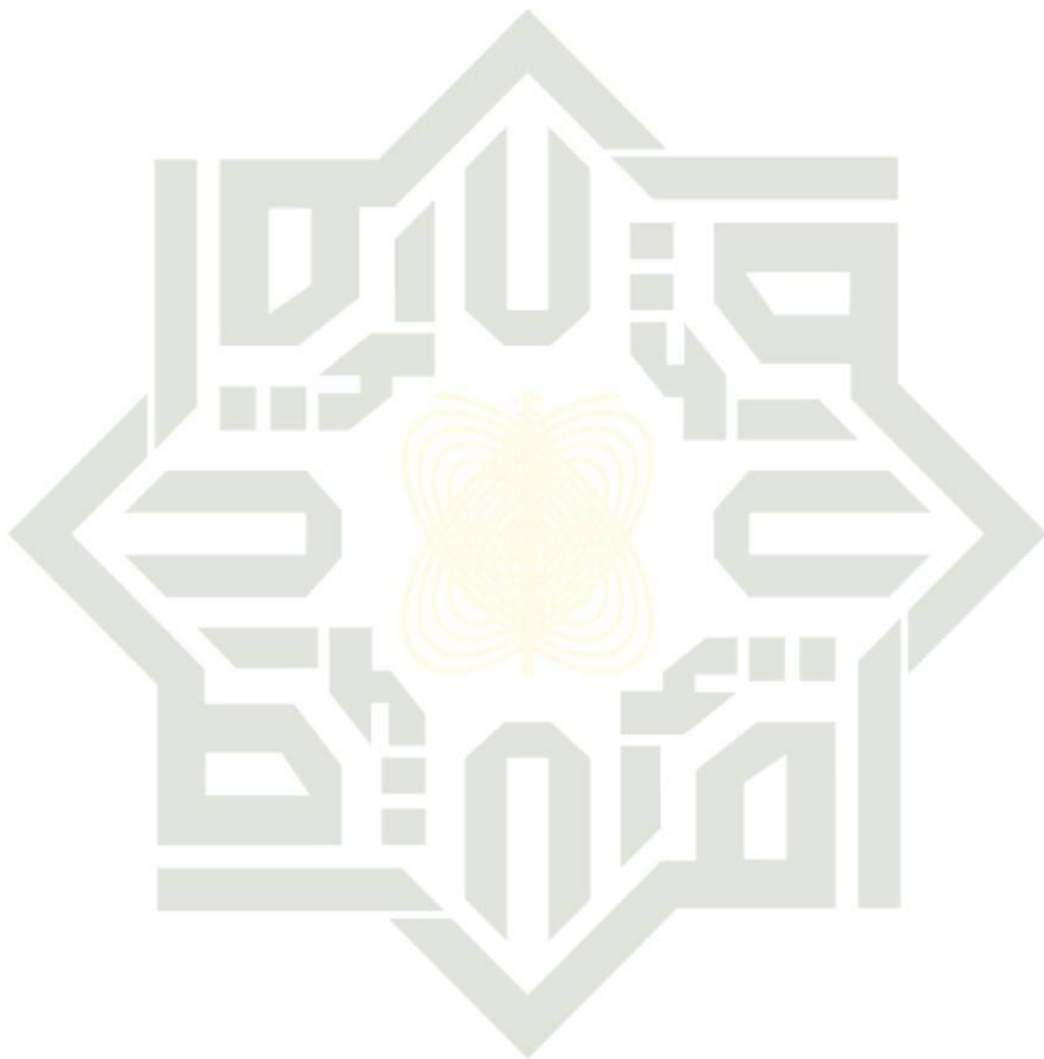
Menggunakan Model Hybrid atau Ensemble.

Karena setiap algoritma memiliki keunggulan berbeda, penelitian ke depan dapat mencoba menggabungkan beberapa model (misalnya GRU + N-BEATS) untuk menghasilkan performa yang lebih optimal, baik pada data stabil maupun volatil.

Penelitian ini diharapkan menjadi landasan bagi pengembangan metode analisis teknikal berbasis deep learning yang lebih objektif dan informatif, sehingga masyarakat dapat memahami pola pasar secara lebih akurat tanpa sekadar berspekulasi berdasarkan grafik harian.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



UIN SUSKA RIAU



DAFTAR PUSTAKA

- Alkafifi, C., Kurnia, A., & Saefuddin, A. (2024). Perbandingan Kinerja Model Berbasis RNN pada Peramalan Data Ekonomi dan Keuangan Indonesia. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 4(4), 1235–1243. <https://doi.org/10.57152/malcom.v4i4.1415>
- Angraini, L. A., Hutasoit, N. S., & Ugut, G. S. (2022). Sentimen Investor, Faktor Fundamental Makroekonomi dan Excess Return Pasar Saham di Indonesia. *Jurnal Bisnis Dan Manajemen*, 9(1), 27–34. <https://doi.org/10.26905/jbm.v9i1.7178>
- Arwansyah, A., Suryani, S., SY, H., Usman, U., Ahyuna, A., & Alam, S. (2022). Time Series Forecasting Menggunakan Deep Gated Recurrent Units. *Digital Transformation Technology*, 4(1), 410–416. <https://doi.org/10.47709/digitech.v4i1.4141>
- Chieco, D., Warrens, M. J., & Jurman, G. (2021). The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation. *PeerJ Computer Science*, 7, 1–24. <https://doi.org/10.7717/PEERJ-CS.623>
- Chumachenko, K., Iosifidis, A., & Gabbouj, M. (2022). Feedforward neural networks initialization based on discriminant learning. *Neural Networks*, 146, 220–229. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2021.11.020>
- CNBC Indonesia, M. P., Zahwa Madjid. (2025). Saat Menteri Keuangan Purbaya Sebut IHSG Bisa Tembus 36.000. <https://www.cnbcindonesia.com/market/20250908204051-17-665212/saat-menteri-keuangan-purbaya-sebut-ihsg-bisa-tembus-36000>
- Dan, A., Scrapping, W. E. B., Indeks, P., & Lq, S. (2020). Peramalan harga saham menggunakan metode. 5(2), 138–145.
- Danil, K. (2024). Pengenalan Jenis Kelamin dalam Lingkungan Multiaksen Menggunakan Metode Multi Layer Perceptron (MLP) dan Gated Recurrent Unit (GRU). *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 4(3), 803–811. <https://doi.org/10.57152/malcom.v4i3.1323>
- Dewi, I. P. (n.d.). PENGARUH INFLASI, KURS, DAN HARGA MINYAK DUNIA TERHADAP INDEKS HARGA SAHAM GABUNGAN DI BURSA EFEK INDONESIA. 17, 10–19.
- Dimas Pratama, Y., & Salam, A. (2025). Comparison of Data Normalization Techniques on KNN Classification Performance for Pima Indians Diabetes Dataset. *Journal of Applied Informatics and Computing*, 9(3), 693–706. <https://doi.org/10.30871/jaic.v9i3.9353>
- Djajadi, J. M., & Susilawati, C. (2025). VOLATILITAS IHSG DI TENGAH DINAMIKA BITCOIN, DOW JONES DAN SUKU BUNGA THE FED. *Jurnal Bina Akuntansi*, 12(2), 83–93. <https://doi.org/10.52859/jba.v12i2.757>

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumpukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

- Dogo, E. M., Afolabi, O. J., & Twala, B. (2022). On the Relative Impact of Optimizers on Convolutional Neural Networks with Varying Depth and Width for Image Classification. *Applied Sciences (Switzerland)*, 12(23). <https://doi.org/10.3390/app122311976>
- Eka Patriya, E. (2020). Implementasi Support Vector Machine Pada Prediksi Harga Saham Gabungan (Ihsg). *Jurnal Ilmiah Teknologi Dan Rekayasa*, 25(1), 24–38. <https://doi.org/10.35760/tr.2020.v25i1.2571>
- Handika, H., Damajanti, A., & Rosyati, R. (2021). Faktor Penentu Fluktuasi Pergerakan Indeks Harga Saham Gabungan (Ihsg) Di Bursa Efek Indonesia (Bei). *Solusi*, 19(3), 291–303. <https://doi.org/10.26623/slsi.v19i3.3503>
- Harahap, A. M., Fitrie, S., Negeri, I., & Utara, S. (2021). IMPLEMENTASI GATED RECURRENT UNIT (GRU) UNTUK PREDIKSI HARGA SAHAM BANK. 6(2), 42–49.
- Hodson, T. O. (2022). Root-mean-square error (RMSE) or mean absolute error (MAE): when to use them or not. 2, 5481–5487.
- Ilemobayo, J. A., Durodola, O., Ogungbire, A., & Osinuga, A. (2024). Hyperparameter Tuning in Machine Learning : A Comprehensive Review. 26(6), 388–395.
- Julian, R., & Pribadi, M. R. (2021). Peramalan Harga Saham Pertambangan Pada Bursa Efek Indonesia (BEI) Menggunakan Long Short Term Memory (LSTM). *JATISI (Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi)*, 8(3), 1570–1580. <https://doi.org/10.35957/jatisi.v8i3.1159>
- Khalis Sofi, Aswan Supriyadi Sunge, Sasmitoh Rahmad Riady, & Antika Zahrotul Kamalia. (2021). Perbandingan Algoritma Linear Regression, Lstm, Dan Gru Dalam Memprediksi Harga Saham Dengan Model Time Series. *Seminastika*, 3(1), 39–46. <https://doi.org/10.47002/seminastika.v3i1.275>
- Kingma, D. P., & Ba, J. L. (2015). Adam: A method for stochastic optimization. *3rd International Conference on Learning Representations, ICLR 2015 - Conference Track Proceedings*, 1–15.
- Leshmana, A. S., Wiharno, H., Maulana, Y., Supriatna, O., Elfa, Y., & Rahmantya, K. (2024). Equilibrium: Jurnal Penelitian Pendidikan dan Ekonomi PREDIKTOR KINERJA IHSG DENGAN PENDEKATAN ERROR CORRECTION MODEL. *Equilibrium: Jurnal Penelitian Pendidikan Dan Ekonomi*, 21(01), 1.
- Machni, A. F. (2025). PENERAPAN ALGORITMA LONG SHORT TERM MEMORY DAN BIDIRECTIONAL LONG SHORT TERM MEMORY PADA ANALISIS PENYAKIT GAGAL JANTUNG. *Indonesian Journal of Technology, Informatics and Science (IJTIS)*, 17(1), 1–14.
- Mahud, A., Kurniasari, D., & Usman, M. (2020). Peramalan Data Time Series Seasonal Menggunakan Metode Analisis Spektral. 01(01), 10–15.



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

- Marzuki, F., & Suyatno. (2024). Implikasi Hukum Perlindungan Investor dalam Lingkungan Investasi Global. *JICN: Jurnal Intelek Dan Cendekiawan Nusantara*, 1(2), 1976–1989. <https://jicnusantara.com/index.php/jicn>
- McKinney, S. M. (2022). *Comparing human and AI performance in medical machine Learning : An open-source Python library for the statistical analysis of reader study data*. 1–11.
- Mienye, I. D., Swart, T. G., & Obaido, G. (2024). Recurrent Neural Networks: A Comprehensive Review of Architectures, Variants, and Applications. *Information*, 15(9), 517. <https://doi.org/10.3390/info15090517>
- Moh Asra. (2020). Saham dalam Perspektif Ekonomi Syari'ah. *Istidlal: Jurnal Ekonomi Dan Hukum Islam*, 4(1), 35–44. <https://doi.org/10.35316/istidlal.v4i1.208>
- Muhammad Harun Zein. (2024). *Indonesian Stock Price Prediction Using Neural Basis Expansion Analysis for Interpretable Time Series Method*. 1(v. 1, 1), 117–148.
- Nabillah, I., & Ranggadara, I. (2020). Mean Absolute Percentage Error untuk Evaluasi Hasil Prediksi Komoditas Laut. *JOINS (Journal of Information System)*, 5(2), 250–255. <https://doi.org/10.33633/joins.v5i2.3900>
- Nashrullah, F., Adhi, S., & Budiman, G. (2020). *Investigasi Parameter Epoch Pada Arsitektur ResNet- 50 Untuk Klasifikasi Pornografi*.
- Noh, Y., Kim, J.-M., Hong, S., & Kim, S. (2023). Deep Learning Model for Multivariate High-Frequency Time-Series Data: Financial Market Index Prediction. *Mathematics*, 11(16), 3603. <https://doi.org/10.3390/math11163603>
- Nugraha Wahyu, F., Anggai, S., & Tukiyyat, T. (2025). Prediksi Harga Cryptocurrency Menggunakan Algoritma Temporal Fusion Transformer, N-Beats dan Deepar. *Ranah Research: Journal of Multidisciplinary Research and Development*, 8(1), 967–981. <https://doi.org/10.38035/rj.v8i1.1949>
- Oreshkin, B. N., Carпов, D., Chapados, N., & Bengio, Y. (2020). N-Beats: Neural Basis Expansion Analysis for Interpretable Time Series Forecasting. *8th International Conference on Learning Representations, ICLR 2020*, 1–31.
- Poldaeв, P. (2025). *Impact of Lookback Window Sizes on LSTM Model Performance for Air Quality Forecasting*.
- Puszkarski, B., Hryniów, K., & Sarwas, G. (2022). Comparison of neural basis expansion analysis for interpretable time series (N-BEATS) and recurrent neural networks for heart dysfunction classification. *Physiological Measurement*, 43(6), 064006. <https://doi.org/10.1088/1361-6579/ac6e55>
- Radha Putra, R. B., & Hendry, H. (2022). Multivariate Time Series Forecasting pada Penjualan Barang Retail dengan Recurrent Neural Network. *INOVTEK Polbeng - Seri*



Informatika, 7(1), 71. <https://doi.org/10.35314/isi.v7i1.2398>

- Rahmadayan, A., & Mustakim. (2024). Long Short-Term Memory and Gated Recurrent Unit for Stock Price Prediction. *Procedia Computer Science*, 234, 204–212. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.02.167>
- Rahmadi, A. B., Yudistira, N., & Setiawan, B. D. (2025). *Prediksi Indeks Harga Saham Perusahaan Teknologi Menggunakan Long Short-Term Memory dan Analisis Hyperparameter*. 9(7), 1–5.
- Raissa, Z. (2025). A Comparative Analysis Of Financial Performance Forecasting Models: Arima, Arima-Garch & Lstm In Indonesian Banking Stocks. *JMBI UNSRAT (Jurnal Ilmiah Manajemen Bisnis Dan Inovasi Universitas Sam Ratulangi)*, 12(1), 328–340.
- Raup, A., Ridwan, W., Khoeriyah, Y., Supiana, S., & Zaqiah, Q. Y. (2022). Deep Learning dan Penerapannya dalam Pembelajaran. *Jiip - Jurnal Ilmiah Ilmu Pendidikan*, 5(9), 3258–3267. <https://doi.org/10.54371/jiip.v5i9.805>
- Riswanda, M. N., Syaifullah, W., & Saputra, J. (2025). *Prediction of Inflation Rate in East Java Using the N-BEATS Model and Optuna Optimization Prediksi Laju Inflasi di Jawa Timur Menggunakan Model N-BEATS dan Optimasi Optuna*. 5(July), 1049–1060.
- Rochmawati, N., Hidayati, H. B., Yamasari, Y., Tjahyaningtijas, H. P. A., Yustanti, W., & Prihanto, A. (2021). Analisa Learning Rate dan Batch Size pada Klasifikasi Covid Menggunakan Deep Learning dengan Optimizer Adam. *Journal of Information Engineering and Educational Technology*, 5(2), 44–48. <https://doi.org/10.26740/jieet.v5n2.p44-48>
- Samadan, A. R. I., & Kiky, A. (2025). Analisis Probabilitas Pola Candlestick terhadap Pergerakan Harga Pada Pasar Saham Indonesia. *RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business*, 4(2), 1–6. <https://doi.org/10.31004/riggs.v4i2.445>
- Sari, A. I., Hapsari, D. P., Wibowo, H. F. R., Putri, C. N., Lande, G. V. F., & Aldero, E. B. (2025). Implementasi Algoritma Pengklasifikasi Long Short-Term Memory (LSTM) untuk Data Time Series. *Seminar Nasional Teknik Elektro, Sistem Informasi, Dan Teknik Informatika (SNESTIK)*, 5, 653–666. <https://doi.org/10.31284/p.snestik.2025.7034>
- Saumi, A. K. (2024). *IHSG Koreksi 2,65% pada 2024, Sempat Sentuh Level Tertinggi Sepanjang Masa 7.905*. <https://market.bisnis.com/read/20241231/7/1827920/ihsg-koreksi-265-pada-2024-semapat-sentuh-level-tertinggi-sepanjang-masa-7905>
- Sherstinsky, A. (2020). Fundamentals of Recurrent Neural Network (RNN) and Long Short-Term Memory (LSTM) network. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 404, 132306. <https://doi.org/10.1016/j.physd.2019.132306>
- Tantavidjaja, K., & Widjaja, A. (2022). Prediksi dan Analisis Time Series pada Data COVID-19. *Jurnal Strategi*, 4(1), 144–158.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa

2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Tonce, D. D. (2024). *Tekanan Domestik dan Global Bikin IHSG Terperosok 2,65% Sepanjang 2024*. <https://market.bisnis.com/read/20241230/7/1827833/tekanan-domestik-dan-global-bikin-ihsg-terperosok-265-sepanjang-2024>

Triyani, A., Setyahuni, S. W., & Makwuna, F. D. (2021). Pengaruh Kinerja Non Keuangan (Environmental, Social, Governance) terhadap Resiko Investasi Perusahaan. *JURNAL AKUNTANSI DAN BISNIS: Jurnal Program Studi Akuntansi*, 7(2), 155–165. <https://doi.org/10.31289/jab.v7i2.5602>

Ulfi, M., Savira, T., & Ayu, P. (2024). *Implementasi Deep Learning dengan Convolutional Neural Network untuk Tingkat Akurasi Citra Image Hama Sawi Hijau Menggunakan Google Colab*. 10(2), 116–125.

Utami, Y., Vinsensia, D., & Panggabean, E. (2024). Forecasting Exponential Smoothing untuk Menentukan Jumlah Produksi. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Sistem Informasi (JIKOMSI)*, 7(1), 154–160. <https://doi.org/10.55338/jikoms.v7i1.2853>

Veronica, M., & Pebriani, R. A. (2020). PENGARUH FAKTOR FUNDAMENTAL DAN MAKRO EKONOMI TERHADAP HARGA SAHAM PADA PERUSAHAAN INDUSTRI PROPERTI DI BURSA EFEK INDONESIA. *Islamic Banking: Jurnal Pemikiran Dan Pengembangan Perbankan Syariah*, 6(1), 119–138. <https://doi.org/10.36908/isbank.v6i1.155>

Vicky, J., Putra, P., Mahdiah, U., & Sanjaya, A. (2023). Penggunaan Metode Trend Moment Untuk Proses Peramalan Jumlah Stok Penjualan Snack. *Agustus*, 7, 2549–7952.

Widati, S., Wulandari, E., & Putriliawati, A. (2022). Analisis Pengaruh Pengetahuan Investasi, Motivasi Investasi, Return Investasi Dan Resiko Investasi Terhadap Minat Mahasiswa Untuk Melakukan Investasi Di Pasar Modal. *Seminar Nasional Pariwisata Dan Kewirausahaan (SNPK)*, 1, 483–491. <https://doi.org/10.36441/snpk.vol1.2022.78>

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

LAMPIRAN A

Tampilan Data IHSG 1991-2025



Gambar A.1 Data IHSG 1991-2025 Yahoo Finance

No	Date	Close	High	Low	Open	Volume
0	1991-01-03	408.522095	408.522095	408.522095	408.522095	0
1	1991-01-04	408.475098	408.475098	408.475098	408.475098	0
2	1991-01-07	404.801239	404.801239	404.801239	404.801239	0
3	1991-01-08	401.631348	401.631348	401.631348	401.631348	0
4	1991-01-09	399.117462	399.117462	399.117462	399.117462	0
...	...	...	...	...	...	...
8466	2025-10-03	8118.300781	8118.300781	8076.597168	8099.645020	428024700
8467	2025-10-06	8139.894043	8176.308105	8104.551758	8155.365234	429540400
8468	2025-10-07	8169.280762	8217.045898	8153.712891	8182.655762	426851900
8469	2025-10-08	8166.028809	8224.644531	8044.933105	8201.140625	355267800
8470	2025-10-09	8250.938477	8272.631836	8159.944824	8187.700195	347199100

Gambar A.2 Data Sampel Skenario A

No	Date	Close	High	Low	Open	Volume
0	1991-01-03	408.522095	408.522095	408.522095	408.522095	0
1	1991-01-04	408.475098	408.475098	408.475098	408.475098	0
2	1991-01-07	404.801239	404.801239	404.801239	404.801239	0
3	1991-01-08	401.631348	401.631348	401.631348	401.631348	0
4	1991-01-09	399.117462	399.117462	399.117462	399.117462	0
...	...	...	...	...	...	...
7979	2025-10-03	8118.300781	8118.300781	8076.597168	8099.645020	428024700
7980	2025-10-06	8139.894043	8176.308105	8104.551758	8155.365234	429540400
7981	2025-10-07	8169.280762	8217.045898	8153.712891	8182.655762	426851900
7982	2025-10-08	8166.028809	8224.644531	8044.933105	8201.140625	355267800
7983	2025-10-09	8250.938477	8272.631836	8159.944824	8187.700195	347199100

Gambar A.3 Data Sampel Skenario B

No	Date	Close	High	Low	Open	Volume
0	2019-01-02	6181.174805	6205.895020	6164.833984	6197.871094	52797800
1	2019-01-03	6221.009766	6221.009766	6176.151855	6176.151855	72166700
2	2019-01-04	6274.540039	6274.540039	6200.854004	6211.096191	80858100
3	2019-01-07	6287.224121	6354.757812	6287.224121	6317.625977	90278300
4	2019-01-08	6262.847168	6316.240234	6251.375977	6292.263184	90537400
...	...	...	...	...	...	...
482	2020-12-22	6023.289062	6174.458984	6010.210938	6146.645996	250085200
483	2020-12-23	6008.708984	6104.354980	5853.261230	6061.848145	203528500
484	2020-12-28	6093.554199	6095.007812	5979.904785	6067.000000	180855700
485	2020-12-29	6036.173828	6143.870117	6026.705078	6112.720215	175135000
486	2020-12-30	5979.073242	6055.970215	5962.009766	6052.121094	170039300

Gambar A.4 Data Sampel Skenario C

- Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang**
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
 2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



LAMPIRAN B

Source Code

```
# Membangun arsitektur lstm
import tensorflow as tf
from keras.models import Sequential
from keras.layers import LSTM, Dropout, Dense

model = Sequential()
model.add(LSTM(units=100, return_sequences=True, input_shape=
(x_val.shape[1], x_val.shape[2])))
model.add(Dropout(0.2))
model.add(LSTM(units=100))
model.add(Dropout(0.2))
model.add(Dense(units=1)) # Kasus regresi memprediksi satu output
model.summary()
```

Gambar B.1 Code LSTM

```
# Membangun arsitektur GRU
import tensorflow as tf
from keras.models import Sequential
from keras.layers import GRU, Dropout, Dense

model = Sequential()
model.add(GRU(units=100, return_sequences=True, input_shape=(x_val.shape[1],
x_val.shape[2])))
model.add(Dropout(0.2))
model.add(GRU(units=100))
model.add(Dropout(0.2))
model.add(Dense(units=1)) # Kasus regresi memprediksi satu output
model.summary()
```

UIN SUSKA RIAU

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Gambar B.2 Code GRU

```
import os
from tensorflow.keras.callbacks import EarlyStopping, ModelCheckpoint

# Bangun model N-BEATS
model = NBeats(lookback=lookback, horizon=1, n_blocks=4, units=128)
# Compile model
model.compile(optimizer=tf.keras.optimizers.Adam(learning_rate=0.001),
              loss='mse')
# Callbacks

early_stopping = EarlyStopping(monitor="val_loss", patience=5, min_delta=
                              =1e-5, restore_best_weights=True)
checkpoint_path = 'nbeats_checkpoint/best_nbeats.weights.h5'
os.makedirs(os.path.dirname(checkpoint_path), exist_ok=True)
checkpoint = ModelCheckpoint(filepath=checkpoint_path, monitor=
                              'val_loss', save_best_only=True, save_weights_only=True, verbose=1)
```

Gambar B.3 Code N-Beats



DAFTAR RIWAYAT HIDUP



Bintang Aditya Nugroho, lahir di Pekanbaru pada tanggal 29 April 2004. Peneliti merupakan anak ketiga dari Ayah Abi Karyanto, S.E., dan Ibu Maria Ningsih. Peneliti bertempat tinggal di Jalan Kayu Manis, Kota Pekanbaru, Provinsi Riau. Pada tahun awal pendidikan dasar, peneliti menyelesaikan pendidikan di SD An-Nur Pekanbaru, kemudian melanjutkan pendidikan ke MTsN 1 Pekanbaru dan berhasil lulus. Selanjutnya, peneliti melanjutkan pendidikan ke MAN 2 Pekanbaru hingga menyelesaikan pendidikan menengah atas. Setelah menyelesaikan pendidikan di bangku sekolah, peneliti melanjutkan pendidikan Strata Satu (S1) di Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau, tepatnya pada Fakultas Sains dan Teknologi, Program Studi Sistem Informasi, serta berhasil menyelesaikan pendidikan kuliah pada semester 7. Selama masa perkuliahan, peneliti tergabung dalam organisasi riset Puzzle Research Data Technology (Predatech). Peneliti juga melaksanakan Kuliah Kerja Nyata (KKN) dan dipercaya sebagai Koordinator Desa di Desa Silam. Peneliti menyelesaikan pendidikan Strata Satu (S1) dengan judul penelitian “Penerapan Model Deep Learning pada Pergerakan Indeks Harga Saham Gabungan.” Untuk menjalin komunikasi lebih lanjut, peneliti dapat dihubungi melalui alamat e-mail 12250311279@students.uin-suska.ac.id / bintangaditya29.ba@gmail.com

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masa
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.